

Recommender System (RS) คือระบบที่แนะนำสิ่งที่เหมาะสมให้กับผู้ใช้เช่น ข่าว สินค้า เป็นต้น ซึ่งเป็นสิ่งที่มนุษย์ทำได้เป็นอย่างดีเนื่องจากในปัจจุบันมีข้อมูลข่าวสารมากมาย มีสองโมดูลหลัก คือ โมดูลคำแนะนำและโมดูลเลเยอร์ทางกายภาพ

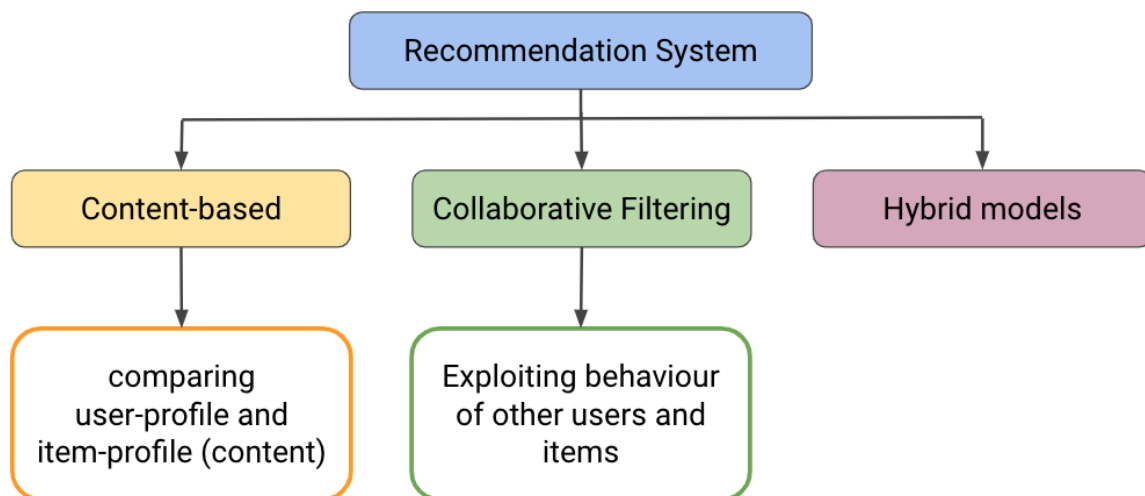
คำแนะนำการบริการที่มีประสิทธิภาพ ได้แก่ Accuracy , Productivity , Diversity และ Newly

ข้อคำนึงในการทำ RS คือ ความพยายามหาของผู้ใช้สนใจ สินค้าหรือคำแนะนำมีความหลากหลายและแปลกใหม่ โดยมีการให้ rating เพื่อแสดงถึงความชอบของผู้ใช้ที่ได้รับคำแนะนำ แบ่งเป็น 2 ประเภทคือ

explicit rating : การให้คะแนนรีวิวคำแนะนำต่างๆ ซึ่งทำให้รู้ได้ทันทีเลยว่าผู้ใช้ชอบหรือไม่ชอบคำแนะนำและสามารถแสดงออกมาเป็นระดับความชอบได้ แต่บางครั้งผู้ใช้อาจไม่ได้ให้คะแนนคำแนะนำ

Implicit rating : ผู้ใช้คลิกเข้าไปดูสินค้านั้น การที่ผู้ใช้กด favorite เป็นต้น ซึ่งข้อมูลที่ได้มีปริมาณที่เยอะมากกว่า explicit rating และเก็บข้อมูลได้ทันทีไม่ว่าจะเป็นผู้ใช้เก่าหรือใหม่ แต่ไม่สามารถลำดับความชอบของผู้ใช้ ข้อมูลไม่แน่นอนและมีขนาดใหญ่เกินไป

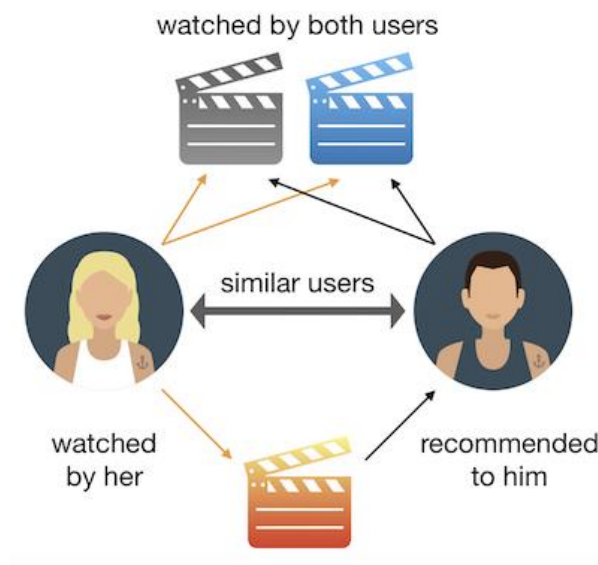
ประเภท RS



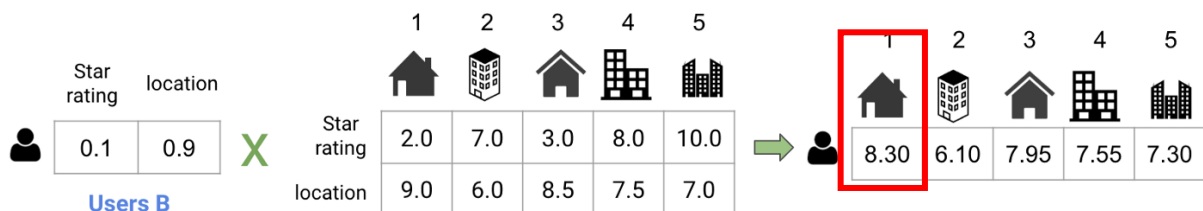
เช่น เมื่อก่อน A ชอบดูหนัง comedy ระบบก็จะแนะนำหนังแนว comedy ใหม่ๆให้ เป็นต้น ใช้ RS ประเภทเมื่อมีข้อมูลสินค้าหรือคำแนะนำใหม่ๆและประวัติเก่าๆของผู้ใช้ และวิธีนี้ยังอธิบายการเลือกสินค้าได้ง่าย แต่สินค้าหรือคำแนะนำไม่มีความหลากหลาย

แนะนำสินค้าหรือคำแนะนำจากการจัดอันดับความชอบของคนส่วนใหญ่ มี 3 แบบ

1 MEMORY-BASED : ง่ายต่อการทำ RS แต่เมื่อมีข้อมูลมากการแนะนำสินค้าหรือบริการก็ต้องการประมวลผลที่มากขึ้นเช่นกัน



2 Model-Base : เอา user + item representation มาสร้างเป็นเวกเตอร์โดยใช้ ML ยกตัวอย่าง เช่น ให้ทำนายว่า B จะเลือกจองโรงแรมไหน โดยเลือกจาก star rating และ location สามารถคำนวณได้ดังภาพ (ใช้การคูณแบบ matrix)



Model-Base มีข้อมูลช่วยในการนายมาก แต่หากหนึ่งในรายการมีข้อมูลไม่ครบก็ไม่สามารถนำมาทำนายได้ หรือบางรายการมีข้อมูลมากกว่ารายการอื่น ข้อมูลนั้นอาจไม่ถูกนำมาใช้ในการทำนาย

3 Hybrid : รวมวิธีการ 1 กับ 2 เข้าด้วยกัน



Hybrid models เป็น recommender systems ที่รวมกลยุทธ์การแนะนำสองประเภทขึ้นไป

Conversational Recommender System (CRS) คือ ส่วนการสนับสนุน RS ที่เน้นงานแบบ multi-turn dialogue กับ users เช่น บอทที่ใช้ตอบคำถามที่ผู้ใช้สงสัย เป็นต้น CRS จะรับอินพุตเป็นข้อความการโต้ตอบของผู้ใช้ ซึ่งอินพุตที่ได้มาจะถูกพิจารณาในเรื่องความชอบของผู้ใช้และความรู้จากภายนอก และผลลัพธ์เป็นคำตอบที่ผู้ใช้ต้องการหลายๆคำตอบเท่าที่เป็นไปได้

การสื่อสารของ AI มี 3 ส่วน คือ System , Mix(System+User),User

- System แบบ SAUP : ระบบเป็นคนถามuserก่อน
- Mix แบบ SAUE : เหมือน SAUP แตกต่างตรงที่userและระบบสามารถคุยเล่นกันได้
- Mix แบบ SAUA : ระบบหรือuserสามารถถามก่อนได้ และคุยเล่นกันได้ด้วย

CRS ส่วนใหญ่ใช้ในโมเดิร์นร้านอาหาร, e-commerce,หนัง,เพลง,ข่าว,สภาพอากาศ เป็นต้น แนวทางในการประเมินความสามารถของ CRS แบ่งเป็น 3 แนวทาง คือ ผู้เชี่ยวชาญการใช้งาน การมีส่วนร่วมของ users เช่น การทดลอง การสอบถาม สังเกต เป็นต้น โมเดลที่ออกแบบโดยผู้เชี่ยวชาญ เช่น การจำลองและการคำนวณ ซึ่งอิงตามสถิติ กฎและสถาปัตยกรรมทางปัญญา

คุณภาพ	Turn-Level	Dialogue	Business
คุณภาพด้านบทสนทนา	<ul style="list-style-type: none"> ● ประโยชน์ที่ระบบสร้างขึ้น ● ความเกี่ยวข้องของการถามตอบ ● ความร่วมมือของผู้ใช้ 	<ul style="list-style-type: none"> ● ความยาวของบทสนทนา ● อัตราส่วนของ Dialogue และ task ที่เสร็จสิ้น 	<ul style="list-style-type: none"> ● CVR ● รายได้จากการขายและบริการ ● คะแนนความพึงพอใจของผู้ใช้,การรักษากลุ่มผู้ใช้,ความเชื่อใจของลูกค้า
คุณภาพของคำแนะนำ	<ul style="list-style-type: none"> ● ความถูกต้องของการแนะนำต่อรอบ ● ความถี่และความกระจายของการใช้คำแนะนำ 	<ul style="list-style-type: none"> ● ความถูกต้องของคำแนะนำรอบที่ K ● อัตราความสำเร็จของบทสนทนา 	

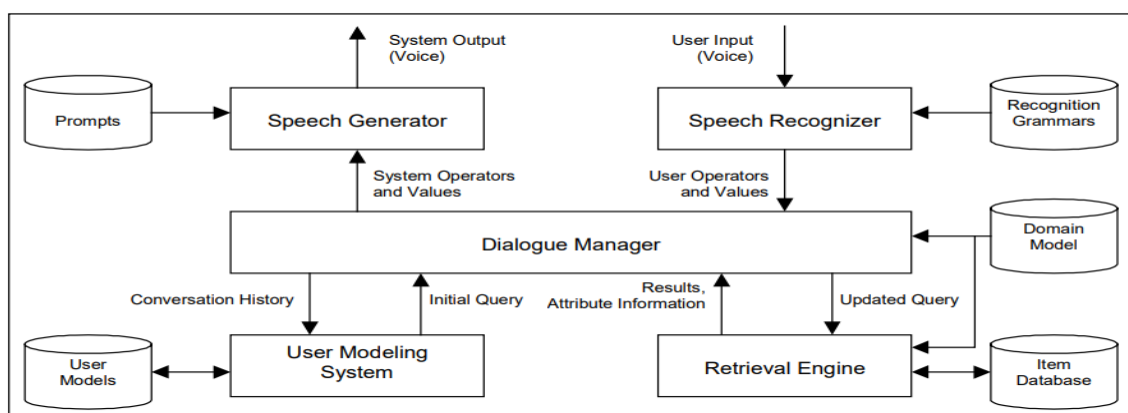
	<ul style="list-style-type: none"> • ขัดจำกัดที่ไม่สามารถวัดประสิทธิภาพคำแนะนำโดยรวมของบทสนทนาได้ 		
--	--	--	--

Matric การประเมินใน CRS มีอย่างน้อย 2 ส่วนคือ

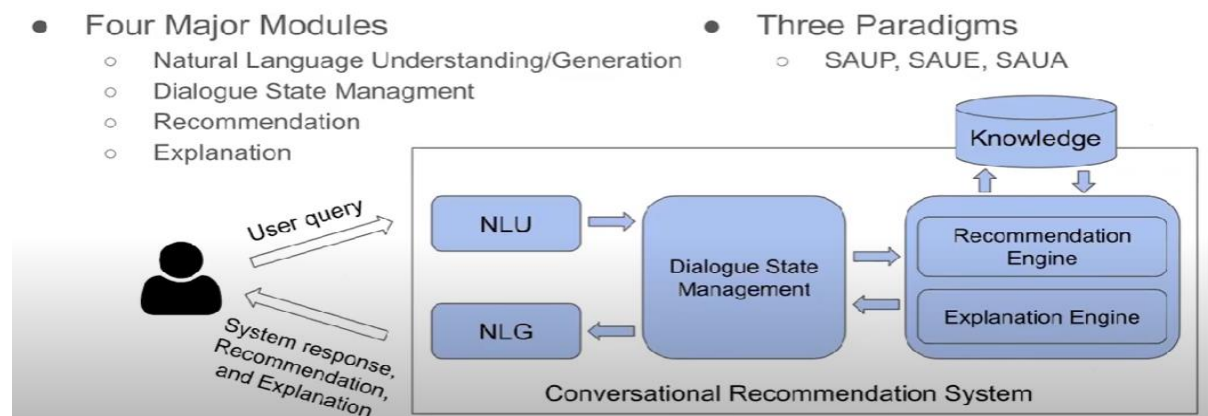
Algorithm ใน CRS

1. การทำความเข้าใจความตั้งใจใช้งานของ User โดยใช้ NLU ซึ่งจะสามารถออกแบบได้ตามวัตถุประสงค์ของผู้ใช้
2. เตรียมข้อมูลให้ CRS ให้พร้อมโดยใช้ NGU เพราะ CRS ขึ้นอยู่กับประเภทความรู้และข้อมูลเพิ่มเติมที่เก็บไว้ภายใน
3. CRS จะต้องดำเนินการวิธีที่เหมาะสมในการติดตามสถานะของบทสนทนาเพื่อตัดสินใจในการสนทนาครั้งต่อไป โดยใช้ dialogue state management (DSM)
4. User Modeling เพื่อหา preference ที่ user ต้องการมากที่สุด มีสองวิธีหลักคือ
 1. การให้คะแนน ชอบและไม่
 2. ความชอบเกี่ยวกับแง่มุมแต่ละรายการ เช่น ประเภทของภาพยนตร์ เป็นต้น

สถาปัตยกรรมของ CRS



สถาปัตยกรรมแบบแยกส่วนสำหรับระบบตัวแนะนำการแปลง



การแนะนำของ CRS มีความแตกต่างจาก model คำแนะนำแบบดั้งเดิมคือ รู้จักการใช้จาก การ encode ข้อมูลใน dialog และรู้จักวิธีสร้าง model ในตัว user preference แบบไดนามิก กับ dialog กล่อง ตัวอย่างโมเดลคำแนะนำต่างๆ ที่ใช้ได้เช่น Neural network , Graph Neural network และอื่นๆ เป็นต้น

Deep Learning based Recommender System : deep neural networks + recommender systems

Deep Learning คือ วิธีการเรียนรู้แบบอัตโนมัติด้วยการ เลียนแบบการทำงานของโครงข่ายประสาทของมนุษย์ โดยนำระบบโครงข่ายประสาทมาซ้อนกันหลายชั้น และทำการเรียนรู้ข้อมูล แล้วใช้ในการตรวจจ็บบรูปแบบ (Pattern) หรือจัดหมวดหมู่ข้อมูล (Classify the Data)

Neural Network คือ เป็นสาขาหนึ่งของ AI เป็นแนวคิดที่ออกแบบระบบโครงข่ายคอมพิวเตอร์ ให้เลียนแบบการทำงานของสมองมนุษย์

Deep Learning Techniques คือ เป็นสาขาย่อยของ machine learning การเรียนรู้ representations และ abstractions หลายระดับจากข้อมูล ในทางปฏิบัติ เราถือว่า neural differentiable architecture เป็น " Deep learning " トラバใดที่ปรับฟังก์ชันวัตถุประสงค์ที่แตกต่างกันได้อย่างเหมาะสมที่สุดโดยใช้ตัวแปร Stochastic Gradient Descent (SGD) โดย Neural architectures ได้แสดงให้เห็นถึงความสำเร็จอย่างมากในงานการเรียนรู้ทั้งภายใต้การดูแลและไม่ได้รับการดูแล

architectural paradigms

- Multilayer Perceptron (MLP)
- Autoencoder (AE)
- Convolutional Neural Network (CNN)
- Recurrent Neural Network (RNN)
- Restricted Boltzmann Machine (RBM)
- The Adversarial Network (AN)
- Neural Autoregressive Distribution Estimation (NADE)
- Attentional Models (AM)

Deep Neural Networks ใน Recommendation ช่วยเพิ่มประสิทธิภาพในการเรียนรู้พื้นฐานปัจจัยที่อธิบายและการนำเสนอที่เป็นประโยชน์จากข้อมูลที่ป้อน ช่วยให้สามารถเรียนรู้คุณลักษณะอัตโนมัติจากข้อมูลดิบในแนวทางที่ไม่ได้รับการดูแล ช่วยให้แบบจำลองคำแนะนำสามารถรวมข้อมูลเนื้อหาที่แตกต่างกัน Deep learning techniques มีความยืดหยุ่นสูง โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อมีเฟรมเวิร์ก Deep Learning ยอดเยี่ยมมากมาย

ต้นแบบการวิจัย

- deep learning-based recommendation models ออกเป็น 2 ประเภทตาม classification scheme

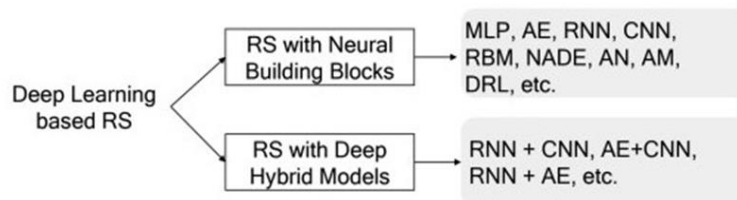


Fig. 1. Categories of deep neural network-based recommendation models.

- Recommendation with Neural Building Blocks : ในหมวดหมู่นี้ โมเดลต่างๆ จะถูกแบ่งออกเป็น 8 หมวดหมู่ย่อยตามโมเดล deep learning คือ MLP-, AE-, CNN-, RNN-, RBM-, NADE-, AM-, AN- และ DRL- based recommender systems โดย deep learning technique ที่ใช้เป็นตัวกำหนดความเหมาะสมของ recommendation model
- Recommendation with Deep Hybrid Models : โมเดล deep learning-based recommendation บางรูปแบบใช้ deep learning technique และ deep learning มากกว่าหนึ่งวิธี ความยืดหยุ่นของ deep neural networks ทำให้สามารถรวมหน่วยการสร้าง neural building blocks เข้าด้วยกันเพื่อเสริมกันและสร้าง hybrid model ที่มีประสิทธิภาพยิ่งขึ้น

session-based recommendation : รูปภาพหรือวิดีโอแนะนำ deep learning ให้โอกาสในการค้นหาวิธีแก้ปัญหาที่ดีกว่า ตัวอย่างเช่น การจัดการกับรูปภาพและวิดีโอจะเป็นงานที่ยากหากปราศจากความช่วยเหลือจาก deep learning techniques และ deep neural networks ทำให้ง่ายต่อการจับรูปแบบตามลำดับของพฤติกรรมของผู้ใช้งานเฉพาะบางอย่าง

คุณลักษณะของรายการและความต้องการสามารถทำได้โดยการใช้ประโยชน์จากข้อมูลเสริมมากมาย เช่น ข้อมูลบริบท, บริการปรับแต่งและผลิตภัณฑ์ตามสถานการณ์ของผู้ใช้และสภาพแวดล้อม

Deep Neural Networks มีประโยชน์ในการเรียนรู้ที่จะแสดงจากข้อความ รูปภาพ หรือข้อมูลที่มีอยู่ในธรรมชาติ คาดว่าการศึกษาเชิงลึกเกี่ยวกับวิศวกรรมคุณลักษณะเฉพาะสำหรับระบบการอ้างอิงจะช่วยลด

ความพยายามของมนุษย์ และปรับปรุงคุณภาพ ปัญหาการวิจัยเชิงคาดการณ์ที่น่าสนใจคือการออกแบบสถาปัตยกรรมประสาทที่ใช้ประโยชน์จากข้อมูลอื่นๆให้เหมาะสมที่สุด

มี2วิธีหลักที่อธิบาย deep learning มีความสำคัญคือ

1.การทำนายที่อธิบายสำหรับผู้ใช้

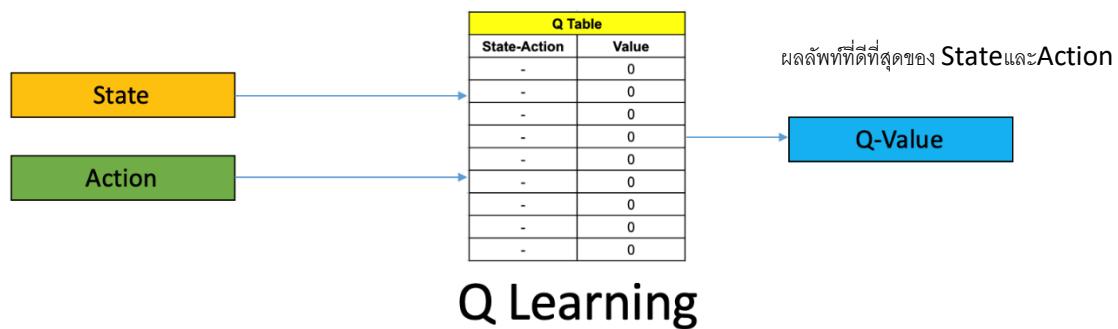
2.มุ่งเน้นไปที่การอธิบายได้สำหรับผู้ปฏิบัติงาน รูปแบบของคำอธิบาย ซึ่งทั้งสัญชาตญาณและเป็นธรรมชาติ เป็นไปได้ที่จะพิจารณารูปแบบสื่ออื่นๆมากมายเช่นรูปภาพ

ดังนั้นหนึ่งในทิศทางที่มีแนวโน้มและขั้นตอนต่อไปคือการออกแบบกลไกความสนใจที่ดีขึ้นระดับของการให้การสนทนาหรือสร้างการตีความ เนื่องจากรูปแบบสามารถเน้นปัจจัยที่มีส่วนร่วมในการตัดสินใจ

Multitask Learning นำไปสู่ความสำเร็จในงาน Deep Learning มากมาย ตั้งแต่ computer vision ไปจนถึง natural language processing และผลงานมากมายยังใช้การเรียนรู้แบบ Multi-Task กับระบบการอ้างอิงใน deep neural framework ข้อดีของการใช้การเรียนรู้แบบ Multi-Task แบบ Deep Neural Network การเรียนรู้หลายงานพร้อมกันสามารถป้องกันการ overfitting ได้

Deep Reinforcement Learning in Recommender System

Reinforcement Learning(RL) เป็น Machine Learning Algorithm แบบหนึ่ง ที่มีหลักการทำงาน เหมือนกับการที่มนุษย์เรียนรู้บางสิ่งบางอย่างด้วยการลองผิดลองถูกและให้รางวัลในการปรับพฤติกรรม การเรียนรู้ของตัวมัน หนึ่งในอัลกอริทึมของ RL คือ Q-Learning



และมีแบบจำลองหลักอยู่ 2 แบบ คือ

- Model-base Deep Reinforcement Learning : ทำความเข้าใจถึง Environment ทั้งหมดเพื่อนำมาสร้างเป็น Q-table
- Model-free Deep Reinforcement Learning : ลองผิดลองถูกจนกว่าจะได้ผลลัพธ์ที่มีประสิทธิภาพและดีที่สุด

Deep Learning + Reinforcement learning : เอา Neural Network มาเป็นเครื่องมือในการ approximate functions และ policies ใน RL

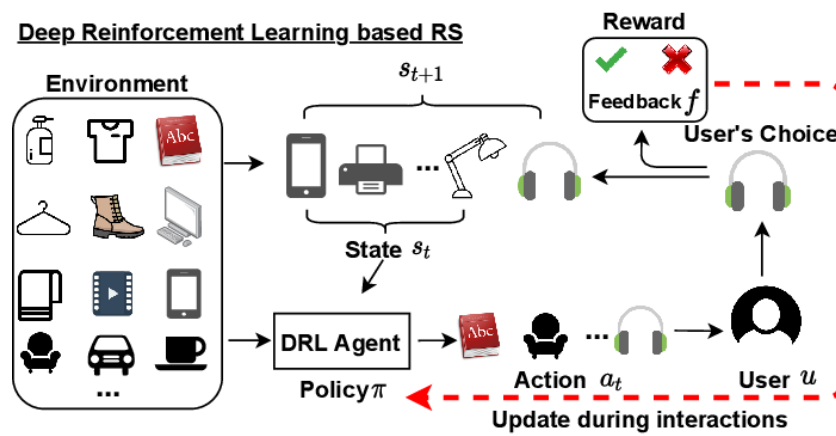
Deep Q-Network (DON) : การเอา Neural Network มาหาค่า Q-value และในระหว่างการเทรนโมเดลมีการใช้ loss function ในการปรับค่า weight

Actor-critic networks : การใช้ Policy Network 1 ตัว

Policy gradient : อัลกอริทึมแบบ Policy Optimization การใช้ gradient ascent เพื่อไปเปลี่ยน policy ให้

เพิ่มโอกาสที่การกระทำที่ได้รางวัลสูง และลดโอกาสที่การกระทำที่ได้รางวัลต่ำ แนวคิดจะคล้ายๆ Supervised learning จะพยายามปรับค่า Weigh ของ Neural Network เพิ่มขึ้นหรือลดลงตามค่า Gradient

ตัวอย่างการนำ Deep Reinforcement Learning in Recommender System



Recommender System for the Internet of things (RSIoT)

Internet of Things (IoT) : อุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ต่างๆ สามารถเชื่อมโยงหรือส่งข้อมูลถึงกันได้ด้วยอินเทอร์เน็ต โดยไม่ต้องป้อนข้อมูล เรียกอีกอย่างว่า M2M ย่อมาจาก Machine to Machine คือเทคโนโลยีอินเทอร์เน็ตที่เชื่อมต่ออุปกรณ์กับเครื่องมือต่างๆ เข้าไว้ด้วยกัน

Recommender System for the IoT (RSIoT) : ช่วย ในเรื่องการสนับสนุนบุคคล ธุรกิจ และสังคม อำนวยความสะดวกให้กับระบบที่ใช้ IoT ช่วยประหยัดเวลาและค่าใช้จ่ายในการใช้ทรัพยากร IoT

ข้อแตกต่างของ IoT กับ RSIoT

- RS ขึ้นอยู่กับรายการและผู้ใช้ ในขณะที่ RSIoT ใช้ประโยชน์จากแหล่งที่มากกว่าสองแหล่งนี้ โดยรวมเอาข้อมูลแบบ real-time จากเซ็นเซอร์ในกระบวนการแนะนำ
- RSIoT ถือว่าการตั้งค่าของผู้ใช้เป็นเป้าหมายมากกว่าการจัดการรายการ

ประเด็นที่น่ากังวล RSIoT คือ ความสัมพันธ์ที่หลากหลาย ความสามารถในการปรับขนาดและไดนามิก

เทคนิคการกรองการทำงานร่วมกัน(CF) เป็นแนวทางทั่วไปในการสร้าง RS แบ่งหลัก 2 แบบ คือ CF แบบหน่วยความจำและCF แบบอิงโมเดล ปัญหาที่อาจส่งผลให้ RSIoT ไม่มีประสิทธิภาพ ได้แก่ Scalability ,Cold start problem และSparse data

Content-based approach : แนะนำรายการที่คล้ายกับรายการที่ผู้ใช้กำหนดเป้าหมายก่อนหน้านี้ แทนการอาศัยการให้คะแนน จะใช้ประวัติความสนใจที่มีอยู่เพื่อคาดการณ์ความสนใจของผู้ใช้เป้าหมายและจับคู่เนื้อหาของโปรไฟล์ที่คล้ายคลึงกันกับเนื้อหาเป้าหมาย

Hybrid approach : เป็นการรวม 2 แนวทางขึ้นไปเพื่อสร้าง RS เช่นการรวมวิธีการทำงานร่วมกันและเนื้อหาเป็นหลัก(HB กับ CB)

Knowledge-based approach : เป็นการแนะนำรายการต่างๆให้กับผู้ใช้ โดยยึดตามความรู้เกี่ยวกับผู้ใช้ รายการ ความสัมพันธ์ ประสิทธิภาพการทำงานขึ้นอยู่กับความสัมพันธ์ที่ระบุระหว่างความต้องการของผู้ใช้และคำแนะนำที่เป็นไปได้ ไม่ขึ้นอยู่กับคะแนนหรือการรวบรวมข้อมูล Ontology เป็นวิธีการในการแสดงความรู้ที่เป็นศูนย์กลางในการสร้าง RSIoT

Context-aware Recommendation : การคำนวณตามบริบท บริบทถูกกำหนดให้เป็น "ข้อมูลใด ๆ ที่สามารถใช้เพื่ออธิบายลักษณะสถานการณ์ของหน่วยงาน (เช่น บุคคล สถานที่ หรือวัตถุ) ที่พิจารณาว่า

เกี่ยวข้องกับการโต้ตอบระหว่างผู้ใช้และแอปพลิเคชัน มีความท้าทายหลายประการ เช่น การค้นพบบริบท ความปลอดภัย ปัญหาความเป็นส่วนตัว และบริบทการแบ่งปัน เป็นต้น การดำเนินการเริ่มจากการเก็บข้อมูล สร้างแบบจำลองข้อมูล ให้เหตุผลตามบริบทและใช้อัลกอริทึมการให้คะแนน

Social IoT-based Recommendation Techniques (SloT) : ช่วยให้แอปพลิเคชัน IoT สามารถใช้ประโยชน์จากบริการ IoT ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ดังนั้น RS สามารถใช้ประโยชน์จากข้อมูลที่รวบรวมจากแอปพลิเคชัน ความน่าเชื่อถือจะได้รับการประเมินโดยพิจารณาจากปัจจัย 3 ประการ ได้แก่ ระบบชื่อเสียงตามผลตอบรับ ความสัมพันธ์ทางสังคม และกลไกการรับรู้พลังงาน

Multi-Agent Algorithms : มีเป้าหมาย 2 ประการ คือ เพื่อจัดให้มีกฎเกณฑ์ในการสร้างระบบที่ซับซ้อนและเทคนิคในการประสานพฤติกรรมของตัวแทนแต่ละราย

Recommendations with Graph Database Model : อนุญาตให้ผู้ใช้แสดงข้อมูลทั้งหมดเกี่ยวกับวัตถุในโหนดเดียว ในขณะที่ข้อมูลที่เกี่ยวข้องจะอ้างอิงด้วยส่วนโค้ง แบบสอบถามสามารถอ้างอิงโดยตรงกับโครงสร้างกราฟ ฐานข้อมูลกราฟสามารถจัดเตรียมอัลกอริทึมกราฟที่มีประสิทธิภาพเพื่อตรวจสอบการดำเนินการเฉพาะและโครงสร้างการ จัดเก็บกราฟที่มีประสิทธิภาพ

Recommendations with Machine learning : ใช้อัลกอริทึม ML เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพความสามารถของ RS

Recommendations with Deep Learning : DL สามารถในการเรียนรู้คุณลักษณะต่างๆ อย่างไรก็ตาม ข้อจำกัดดังกล่าวต้องใช้เวลาฝึกนานขึ้น และจำเป็นต้องใช้ชุดข้อมูลขนาดใหญ่เพื่ออธิบายปัญหาเป้าหมาย

Recommendations with Reinforcement Learning : มีข้อกำหนดสำหรับคำแนะนำคือ การปฏิบัติต่อปฏิสัมพันธ์ระหว่างผู้ใช้และตัวแทนเป็นขั้นตอนหลักสำหรับคำแนะนำและเรียนรู้นโยบายที่เหมาะสมเพื่อเพิ่มรางวัลสะสมโดยไม่มีคำแนะนำที่กำหนดไว้ล่วงหน้า การศึกษาบางส่วนได้เริ่มปรับ RL สำหรับ RS ของ IoT

Applications of RSIoT เช่น Smart m-health , Smart Car-parking, Smart Homes , Smart Marketing