

Les systèmes de dialogue orientés-but : état de l'art et perspectives d'amélioration

Léon-Paul Schaub^{1, 2, 3} Cyndel Vaudapiviz⁴

(1) Akio, 43, rue de Dunkerque, 75010 Paris, France

(2) LIMSI-CNRS, Campus Universitaire bâtiment 507, Rue John Von Neumann, 91400 Orsay, France

(3) Université-Paris-Saclay, 15 Rue Georges Clemenceau, 91400 Orsay, France

schaub@limsi.fr

(4) ER-TIM INALCO 2, rue de Lille 75007 Paris, France cyndel.vaudapiviz@gmail.com

RÉSUMÉ

La gestion et la sélection des informations pertinentes pour un tour de parole donné restent un problème pour les systèmes de dialogue à domaine ouvert. Pour ces derniers, les interactions possibles entre un utilisateur et un agent sont a priori infinies et indéfinies. La possibilité d'une réponse erronée de l'agent à l'utilisateur demeure donc élevée. Pour les systèmes orientés-but, le problème est considéré comme résolu, mais d'après notre expérience aucun système ne montre une robustesse remarquable lorsqu'il est évalué en situation réelle. Dans cet article, nous dressons un état de l'art des méthodes d'apprentissage de l'agent et des différents modèles d'agent conversationnel. Selon nous, l'une des pistes d'amélioration de l'agent réside dans sa mémoire, car cette dernière (souvent représentée par le triplet : tour de parole courant, historique du dialogue et base de connaissances) n'est pas encore modélisée avec assez de précision. En dotant l'agent d'un modèle de mémoire d'inspiration cognitive, nous pensons pouvoir augmenter les performances d'un système de dialogue orienté-but en situation réelle, par l'emploi d'algorithmes d'apprentissage automatique avec une approche antagoniste en support d'un nouveau modèle de mémoire pour l'agent.

ABSTRACT

Goal-oriented dialog systems : a recent overview and research prospects

Determining which information is relevant for a given dialog turn is still a problem for open-domain dialog systems since the interaction between a user and the system is a priori infinite and indefinite. Thus, the possibility for error remains high for the dialog system. Although the problem is considered solved, to our experience, no system has shown outstanding performance when confronted to "real-world" situation. We review the state-of-the-art of machine learning approaches used for dialog system development and present the various models of agent architecture. We claim that one of the main directions for improvement is the agent architecture. Often the agent's memory (represented by the triple : dialog turn, dialogue history and knowledge base) is not modeled accurately enough. Thus we decided to investigate more cognitive oriented models of memory. We hypothesize that combining machine learning approaches in an adversarial setup with a new memory model for the agent would result in improved performances for goal-oriented dialog systems.

MOTS-CLÉS : systèmes de dialogue, apprentissage par renforcement, modèle de mémoire, apprentissage par antagonisme, systèmes orientés-buts.

KEYWORDS: dialog systems, reinforcement learning, memory model, adversarial learning, goal-oriented systems.

1 Introduction

La tâche de traitement automatique du langage qui nous intéresse est celle des agents conversationnels. Dans ce domaine, plusieurs systèmes de conversation récemment industrialisés sont désormais célèbres : Siri, Cortana, Alexa (Hoy, 2018) IBM Watson (Ferrucci *et al.*, 2010).

On peut distinguer deux types de systèmes de dialogue (Rosset, 2018; Jurafsky & Martin, 2018; Thakkar *et al.*, 2018; Kowtko *et al.*, 1993) : les systèmes sociaux et les systèmes orientés-but. Les systèmes sociaux servent d'interlocuteur, ils ne possèdent pas de but précis. Ils sont évalués sur leur capacité à prolonger l'interaction autant que possible tout en préservant l'illusion de communiquer avec une personne réelle (Turing, 1950; Pinar Saygin *et al.*, 2000; Russell *et al.*, 2010).

Les systèmes orientés-but, quant à eux, servent d'assistant et de ce fait ne sont jugés que sur leur capacité à aider correctement l'humain dans une tâche, par exemple la recherche d'information (Hiroya *et al.*, 1997), l'aide à la réservation (Ilievski *et al.*, 2018) ou encore l'accès aux services commerciaux (p.e. e-shopping ou livraison à domicile) (Yan *et al.*, 2017).

La problématique qui se pose alors réside dans la nature des données. En effet, les systèmes orientés-but restent surtout utilisés dans un cadre industriel et donc commercial, ce qui implique en général l'utilisation des données propriétaires pour construire le système. De ce fait, ces données sont en général uniquement exploitables par leurs possesseurs. Par conséquent, les systèmes de dialogue deviennent opaques et rigides : opaques car on n'a pas accès aux données, et rigides car généralement ces systèmes-là ne sont pas évalués sur des données extérieures à leur environnement de développement.

Une solution à ce problème de manque de souplesse et de limitation est apparue après la redécouverte des réseaux de neurones (Rosenblatt, 1958) remis au goût du jour par (Lecun, 1985). Les améliorations des machines computationnelles (Aslot *et al.*, 2001) ont rendu possible l'utilisation des réseaux de neurones profonds dans des temps de calcul raisonnables. En effet, avec les progrès technologiques dans les domaines de l'information et de communication, il existe une quantité immense de données accessibles, non structurées, en langue naturelle (réseaux sociaux, blogs, forums, médias...). La fouille de ces données permet d'en extraire automatiquement et à faible coût des connaissances, par exemple dans les réseaux sociaux pour détecter les *fake news* ou la propagande (Grabar & Richey, 2017), ou bien encore dans les médias pour générer automatiquement des résumés d'articles (Lamsiyah *et al.*, 2018). La disponibilité de cette masse de données combinée au potentiel d'apprentissage des réseaux de neurones rend maintenant possible d'accroître le pouvoir de généralisation d'un modèle de langue dans une mesure bien supérieure à ce qui était atteignable avec une approche symbolique classique. Nous nous intéressons dans cet article aux systèmes de dialogue orientés-but pour le langage écrit, dont le modèle est décrit dans (Kölzer & Ulm, 1999). L'illustration de la Figure 1 présente une architecture-type pour ce genre de système, qui possède trois fonctions principales : la compréhension du langage (analyse, *parsing*), la gestion du dialogue (recherche d'information, prise de décision) et la génération de réponse (génération de langue naturelle). Ces trois composantes sont dépendantes les unes des autres.

Tous les travaux de recherche menés jusqu'à aujourd'hui s'inspirent de ce modèle pour construire un système de dialogue. Ceci nécessite la modélisation du dialogue et donc l'analyse de conversations dans une interaction homme-homme. Selon Clark et Marshall, "*les participants accumulent des informations à l'intérieur d'un espace de connaissances mutuelles. Les connaissances mutuelles correspondent aux connaissances que chacun sait être communes.*" (Clark & Marshall, 1981). Ils expliquent que chaque interlocuteur d'un dialogue maîtrise non pas un triplet mais un quintuplet d'éléments pour mener à bien la conversation. Aux trois éléments fondamentaux d'un dialogue (tour de parole, historique, connaissance), il faut ajouter l'environnement physique ou virtuel dans lequel

Goal-Oriented Dialogue System (Young et al., 2013)

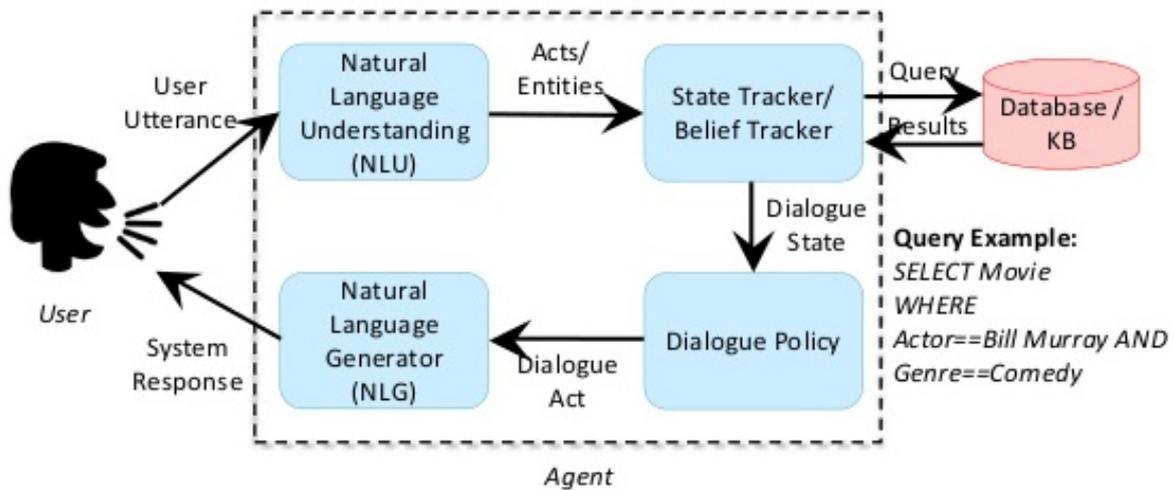


FIGURE 1 – Schéma typique du système de dialogue

se déroule le dialogue, c'est-à-dire l'ensemble des informations internes à chaque interlocuteur (son propre état interne, l'interprétation qu'il fait du possible état interne des autres (Molder & Potter, 2005)), mais également les informations qui lui sont externes (contexte spatio-temporel). Il faut également ajouter l'expérience, que les auteurs considèrent différente de la base de connaissances, car l'expérience (le vécu) sert, d'après eux, de passerelle commune entre les tours de parole et la base de connaissances (la culture).

Lorsque l'on fait un parallèle entre l'environnement dialogique habituellement utilisé dans une interaction et la mémoire humaine, on se rend compte que dans le modèle des triplets d'informations, la mémoire humaine est mise en jeu sous deux formes différentes : le contexte de dialogue correspond à la mémoire à court terme (Stafford *et al.*, 2006), alors que la base de connaissances est associée à la mémoire à long terme (Gobet, 2000). Ce parallèle entre mémoire humaine et représentations dialogiques est explicité dans la section 3.

Avant cela, dans la section 2 nous faisons un état de l'art des techniques d'apprentissage pour un agent conversationnel orienté-but. Puis, nous donnons un aperçu des modèles de conversation les plus performants. Nous dressons ensuite un récapitulatif des différentes méthodes d'évaluation existantes pour ce type de système de dialogue. L'évaluation des systèmes (Lowe *et al.*, 2017; Liu *et al.*, 2016a; Cercas Curry *et al.*, 2017) reste un problème épineux du domaine. Enfin, nous décrivons les implémentations industrielles et commerciales de cette technologie. Dans la section 4, nous présentons le modèle d'apprentissage antagoniste, qui sert à la fois de méthode d'apprentissage et d'évaluation. Nous expliquons pourquoi nous pensons que l'utilisation de cette technique appliquée au modèle de mémoire explicité en section 3, est une piste méritant d'être suivie.

Enfin, dans la conclusion en section 5, nous proposons plusieurs perspectives de recherche et de développement liés à l'amélioration des systèmes de dialogue orientés-but en situation réelle.

2 Les systèmes de dialogue orientés-but

2.1 Tour d'horizon

Depuis la fin des années 2000, l'industrie a commencé à entrevoir le potentiel d'un système de dialogue pour une tâche précise. Les recherches scientifiques se sont alors concentrées sur la question et plusieurs types de systèmes ont été construits. Les plus performants sont ceux basés sur l'apprentissage profond. (Wang, 2018) propose un état de l'art des systèmes orientés-but depuis les origines à aujourd'hui. Il explique que les premiers systèmes ont vu le jour dans les années 1960 avec le *chatbot* (agent conversationnel) ELIZA, un système uniquement basé sur les règles et la reformulation de questions (Weizenbaum, 1983), puis PARRY (Kenneth Mark Colby, 1974), un *chatbot* simulant un patient schizophrène.

Il décrit ensuite les systèmes basés sur la récupération d'information (*retrieval-based*) qui se servent d'anciennes réponses pour répondre à une entrée de l'utilisateur, à l'image du système de Watson (Bartl & Spanakis, 2017; Oddy, 1977; Misu & Kawahara, 2008; Ferrucci *et al.*, 2010; Young *et al.*, 2018). Cependant, une récente expérience menée par Schaub a montré que pour un même corpus et une même tâche de dialogue, un système de dialogue créé avec des outils libres de droit comme scikit-learn (Buitinck *et al.*, 2013) ou TensorFlow (Abadi *et al.*, 2015) plutôt qu'un système commercial réputé pouvaient obtenir de meilleurs résultats que IBM Watson lors de l'évaluation humaine des deux systèmes (Schaub, 2017). Ces techniques, état de l'art avant que n'explorent les méthodes d'apprentissage profond, sont depuis peu concurrencées par les systèmes de génération de réponse. Dans ce cas, la sortie de l'agent n'est pas une réponse existante, mais elle est créée en fonction de l'entrée de l'utilisateur. (Wang, 2018) explique ensuite que les méthodes neuronales qui fonctionnent le mieux sont basées sur le modèle des réseaux récurrents (RNN)(David E. Rumelhart *et al.*, 1988), en particulier les réseaux de mémoire à long-court terme (LSTM)(Hochreiter & Schmidhuber, 1997) et l'apprentissage par renforcement (RL) (Richard S. Sutton & Andrew G. Barto, 1998) comme dans (Kearns *et al.*, 2011; Walker, 2011; Weisz *et al.*, 2018; Schatzmann *et al.*, 2006). Récemment, des méthodes d'apprentissage antagoniste (Borodin & El-Yaniv, 1998) et les réseaux de neurones antagonistes (GAN) (Goodfellow *et al.*, 2014) pour de la génération de dialogue affichent aussi des résultats encourageants par rapport aux scores de référence (Li *et al.*, 2017a; Efstathiou & Lemon, 2014; Liu & Lane, 2018). Nous revenons en détails sur cette méthode dans la section 4.

Dans un autre état de l'art, (Chen *et al.*, 2017) rejoint (Wang, 2018) sur le fait que les méthodes LSTM et RL donnent les meilleurs résultats. Il ajoute que l'apprentissage actif du dialogue (AL) (Asghar *et al.*, 2016) donne aussi de très bons résultats car l'agent apprend grâce au retour de l'utilisateur. Il s'intéresse également aux méthodes les plus performantes pour chacun des modules du dialogue (compréhension, gestion/décision et génération). En ce qui concerne la compréhension du dialogue, ce sont les réseaux de neurones à convolution (CNN)(LeCun *et al.*, 2015) qui fonctionnent le mieux, comme dans (Baradaran Hashemi, 2016; Shen *et al.*, 2014; Huang *et al.*, 2013), car il s'agit d'une tâche de détection d'intention et d'entités (Jiang, 2012; Xiao & Cho, 2016; Lai *et al.*, 2015). Pour la gestion du dialogue, il explique que les RNN sont les plus performants lors de l'évaluation par le Dialog State Tracking Challenge (DSTC) (Williams *et al.*, 2014) sur lequel nous revenons dans la section 2.3. Enfin, pour la génération, il indique que les meilleurs systèmes sont basés sur les LSTM (Hu *et al.*, 2017). Récemment, des systèmes faisant du tout-en-un (qui ne séparent pas les trois fonctions d'une architecture classique de système de dialogue) obtenaient des résultats très intéressants, montrant là l'interdépendance des trois fonctions en les traitant comme une seule unité, avec une seule entrée et une seule sortie par tour de parole. Ce sont les systèmes *end-to-end* (Li *et al.*,

2017b; Young *et al.*, 2018; Wen *et al.*, 2016). (voir figure 2)

Pour le problème de l'indécision (comment l'agent choisit la réponse à donner lorsqu'il y a plusieurs réponses possibles ou qu'il n'y a aucune réponse), Young utilise le processus de décision markovienne partiellement observable (POMDP) pour optimiser le choix de l'agent au moment de fournir la réponse à l'utilisateur (Young *et al.*, 2010). Les POMDP ont été récemment utilisés dans les travaux de (Young *et al.*, 2013a,b) avec des résultats satisfaisants. Dès 2006, (Young, 2006) montre que les POMDP est un bon moyen de modéliser un système de dialogue en raison de la fonction d'évaluation inhérente au processus. En effet, contrairement à un processus markovien classique, où l'agent a une connaissance déterministe de l'état courant (comme je suis à gauche je vais à droite), dans le processus partiellement observable, l'agent a une croyance (*belief*) sur l'état dans lequel il doit aller, et donc dans lequel il se trouve. Cela contraint l'agent à se représenter l'historique des transitions dans son automate et donc à en garder une trace en mémoire. Dans un dialogue, cela revient à modéliser la croyance du locuteur sur l'interprétation que fait celui qui écoute de sa propre élocution. Plus récemment encore, des systèmes

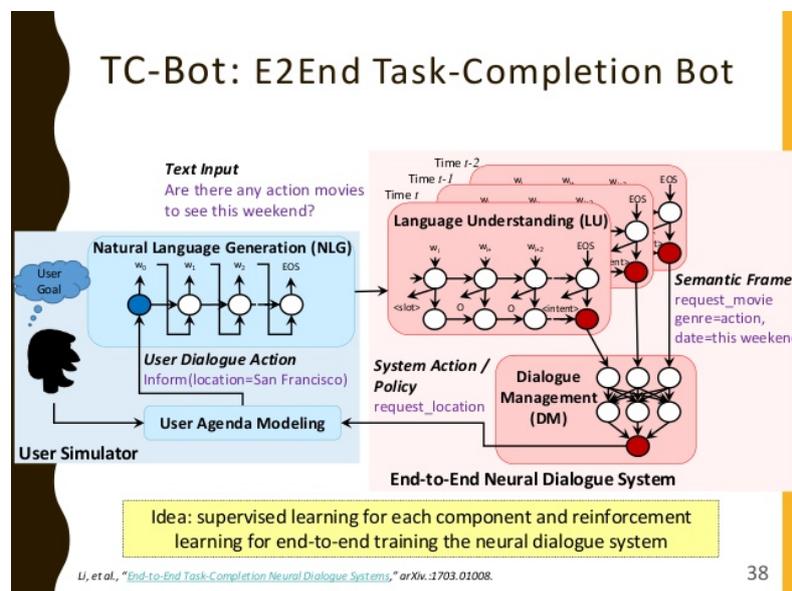


FIGURE 2 – Modèle de système "end-to-end"

comme celui du projet LIHLITH (Agirre *et al.*, 2018) utilisent l'apprentissage continu (lifelong learning) pour que l'agent conversationnel apprenne non seulement en phase de développement mais aussi en production. Contrairement à l'AL qui nécessite l'intervention humaine pour entraîner l'agent, dans l'apprentissage continu c'est un agent conversationnel qui donne lui-même un « feedback » sur la conversation pour entraîner le système, ce qui rend son apprentissage autonome.

2.2 Différents modèles de dialogue

La construction d'un système de dialogue se fait à partir d'une formalisation de la conversation. Dans ce paragraphe, nous décrivons les différents modèles de dialogue. Le modèle de dialogue le plus utilisé est celui de suivi d'état (*Dialogue State Tracking* ou *belief tracking*) qui consiste, pour chaque tour de parole, à pister les intentions et les croyances (*beliefs*) de l'utilisateur. L'évaluation des expériences menées à partir de ce modèle se font avec le DSTC que nous avons évoqué en section 2.1.

Les meilleures performances à ce jour sont atteintes par StateNet (Ren *et al.*, 2018), un pisteur d'états universel. Notons que (Mrksic *et al.*, 2016) obtiennent également des performances très élevées qui dépassent pour la première fois les systèmes de détection d'état manuels grâce à un système neuronal. Plus récemment, le modèle de pistage de cadres (*frames*) de (Schulz *et al.*, 2017) permet au système de s'affranchir de la recherche de l'intention immédiate de l'utilisateur. Il crée un graphe qui pointe sur chaque intention et les lie toutes entre elles de façon non-linéaire tout au long d'un dialogue. Dans la continuité de ce modèle, (Ultes *et al.*, 2019) ont développé le modèle d'entités conversationnelles, qui abandonne le principe de tour de parole pour ne s'intéresser qu'aux relations entre les entités conversationnelles qu'ils définissent comme : " une entité virtuelle qui existe dans le contexte d'une conversation en cours et est soit un objet conversationnel (ce dont on parle) soit une relation conversationnelle (ce qui mène à l'objet suivant)" ¹.

Enfin, (Ghosh *et al.*, 2017; Zhou *et al.*, 2017; Asghar *et al.*, 2017) ont exploré l'émotion dans le dialogue et montré que l'analyse des émotions de l'utilisateur améliorerait les performances du système. En effet, la détection d'émotion donne à l'agent des informations supplémentaires sur la réponse à fournir. Voyons maintenant comment mesurer la qualité des systèmes et l'évaluation de leurs performances.

2.3 Plusieurs méthodes d'évaluation

L'évaluation d'un système de dialogue orienté-tâche, par sa structure même (trois modules différents plus la satisfaction de l'utilisateur), est compliquée à réaliser dans sa globalité. Dès lors, comme l'évoque (Chen *et al.*, 2017), on utilise différentes métriques pour chaque module du système. Pour la compréhension de l'entrée, on utilise les métriques classiques de fouille de texte (Yong Nahm & J. Mooney, 2002) pour déterminer la capacité d'analyse du système. Notez que par le passé (Devillers *et al.*, 2003) ont proposé d'évaluer la compréhension en contexte en résumant l'historique du dialogue au moyen d'une paraphrase.

L'atelier DSTC a été créé pour évaluer les aspects gestion/décision du dialogue, pour lesquels plus de dix métriques différentes ont été développées. Il en est aujourd'hui à sa septième version ² dont l'objet est l'évaluation des systèmes end-to-end évoqués en 2.1. Pour la génération de réponses, ce sont des métriques de traduction automatique et de résumé automatique : BLEU, ROUGE et METEOR (Yew Lin, 2004; Papineni *et al.*, 2002; Lavie & Agarwal, 2007) qui sont utilisées pour évaluer les systèmes (à l'exclusion des systèmes *retrieval-based* qui ne génèrent pas de réponse). Cependant, ces métriques ne reflètent pas la véritable performance du système et peinent à évaluer la satisfaction de l'utilisateur comme souligné par (Liu *et al.*, 2016b) qui proposent une version améliorée de ces trois mesures. Dès lors, les évaluations les plus fiables restent les campagnes d'évaluation des systèmes de dialogue (Devillers *et al.*, 2004) ou les méthodes Test de Turing ou Magicien d'Oz (Kelley, 1983), cette dernière permettant en outre d'augmenter artificiellement la taille des corpus d'interaction. On peut également citer le protocole PARADISE (Walker *et al.*, 1997) développé dans le cadre du projet COMMUNICATOR (Walker *et al.*, 2001) du DARPA et qui repose sur la corrélation entre la satisfaction de l'utilisateur et des mesures de performance objectives, pour proposer un protocole qui soit indépendant de la tâche. Récemment, (Su *et al.*, 2018) présentent un agent conversationnel capable de s'évaluer à chaque tour de parole et de se corriger "en temps réel" en calculant à chaque interaction le taux de satisfaction de l'utilisateur, ainsi qu'en adaptant ses réponses selon ce taux. Enfin, (Serban *et al.*, 2015) dresse une liste de nombreux corpus de dialogue disponibles pour la

1. traduit de l'anglais par les auteurs de cet article

2. <http://workshop.colips.org/dstc7>

plupart en licences libres, servant à la fois pour l'apprentissage de systèmes et pour leur évaluation.

2.4 Frameworks et applications industrielles

2.4.1 Explorations académiques orientées applications

Mis à part les entreprises, de nombreux laboratoires se sont penchés sur la question des agents conversationnels. Nous pouvons notamment citer en France le LIMSI qui a été l'auteur de plusieurs projets, comme par exemple RAILTEL (Bennacef *et al.*, 1996), ou encore ARISE (Lamel *et al.*, 1998) qui ont fait suite à la réalisation de la borne MASK (Gauvain *et al.*, 1997) de réservation ferroviaire réalisée en partenariat avec la SNCF, un projet novateur pour son époque. D'autres travaux, toujours en collaboration avec la SNCF, ont également été menés par le LORIA en 2002 et 2003 pour le projet européen OZONE (Issarny *et al.*, 2005) afin de développer sur tablette, une IHM (Interactions Homme-Machine) pour la réservation de billets. De même, le projet AMITIES (Hardy *et al.*, 2004), issu d'une collaboration entre l'Union Européenne (FP6) et le DARPA, a servi de cadre au développement d'un un Serveur Vocal Interactif prototype pour les banques. Auparavant, le système GUS (Bobrow *et al.*, 1977) proposait un système prototype pour la gestion du trafic de fret avec des résultats décevants. Les recherches académiques ont parfois donné lieu à de nouveaux langages dédiés à la réalisation d'agents conversationnels comme AIML, devenu populaire grâce à A.L.I.C.E (S. Wallace, 2009), un *chatbot* du début des années 2000, ou comme VoiceXML (Larson, 2003), conçu pour les serveurs vocaux interactifs. Les réalisations présentées dans cette section sont emblématiques d'une époque où les applications phares, indicatrices de ruptures technologiques en cours, provenaient principalement du monde académique à partir de financements publics. Récemment, les travaux de (Campillos Llanos *et al.*, 2017) ont abouti à un système de dialogue appelé PatientGenesys³ qui simule un patient pour entraîner les jeunes médecins pendant les rendez-vous médicaux.

2.4.2 Solutions et Frameworks grand public

Suite à l'amélioration des réseaux de neurones et leur popularisation (Lecun, 1985), les GAFAM⁴ ont été les premiers acteurs du marché à s'emparer de la technologie. Outre leurs premiers produits finis (Google Assistant pour Google, Alexa pour Amazon, Siri pour Apple, Cortana pour Microsoft), ils ont également racheté des sociétés créant des environnements de développement (*framework*) afin de les proposer au grand public. Google rachète en 2016 api.ai, désormais DialogFlow, basé sur des RNN. Facebook acquiert wit.ai, Amazon développe son propre environnements de développement Lex (technologie utilisée par Alexa, l'assistant personnel d'Amazon disponible sur les enceintes connectées de la game Echo) (Janarthanam, 2017). D'autres plateformes plus indépendantes donnent accès à des environnements de développement comme recast.ai ou encore Destygo, une start-up spécialisée dans des questions de mobilité. Toutes ces plateformes proposent généralement deux accès à leur environnement de développement : un accès web et un accès sous forme de boîte à outils, téléchargeable et intégrable dans différents langages de programmation (python, JS, etc.). Toutefois, les GAFAM ne sont pas les seuls à proposer des environnements de développement d'agents conversationnels. En effet, OpenDial (Lison & Kennington, 2016) propose une boîte à outils en Java pour la

3. <https://www.theconnectedmag.fr/patient-genesys-virtuel/>

4. Google, Amazon, Facebook, Apple, Microsoft

création de systèmes de dialogue, mais aussi PyDial, (Ultes *et al.*, 2017), une boîte à outils en python créée par l'Université de Cambridge. Nous pouvons aussi mentionner ChatterBot⁵ une boîte à outils en python.

Dernièrement, deux environnements de développement de système de dialogue en libre accès paraissent se dégager du lot. D'abord, nous trouvons *RASA stack* (Bocklisch *et al.*, 2017) qui est remarquable surtout pour son module de compréhension de la langue naturelle, car il utilise FastText (Joulin *et al.*, 2016) et les plongements de mots (Mikolov *et al.*, 2013) pour obtenir un modèle de langage pré-entraîné spécifique au domaine d'application du système de dialogue. Cela rend la classification textuelle très performante (Braun *et al.*, 2017). Ensuite, il existe *DeepPavlov* (Burtsev *et al.*, 2018), un framework conçu pour deux cas d'usage : l'implémentation d'un *chatbot* prêt à l'emploi, et la recherche scientifique en systèmes de dialogue ou TAL.

2.4.3 Limites de l'industrialisation

Malgré l'engouement pour les systèmes de dialogue, il n'existe pas à ce jour un système commercialisé qui mette toute la communauté d'accord sur sa qualité. En effet, nous pouvons citer cet article de *chatbotlife.com*⁶ qui explique qu'un *chatbot* demande beaucoup de ressources linguistiques pour être efficace. Ces ressources manquent également à IBM qui annonce licencier entre 50 et 70% des effectifs de sa branche Watson⁷. De plus, il faut préciser que ces *chatbots* ne possèdent pas de méthode d'évaluation officielle ou admise. (Landragin, 2013) explique par ailleurs : "Il risque d'exister bientôt autant de méthodologies d'évaluation que de systèmes proprement dits. On peut s'interroger sur le bien-fondé d'une méthode d'évaluation proposée par les concepteurs d'un système dans le but d'évaluer ce seul système, la méthode étant elle-même évaluée par son application au système en question. Il est alors très difficile de savoir où va la technologie et comment l'amener plus loin". Par ailleurs, les *chatbots* industriels demeurent des boîtes noires ne permettant pas de prendre facilement connaissance des méthodes avec lesquelles ils ont été constitués. Les corpus d'apprentissage par exemple, sont généralement inconnus lorsque le *chatbot* ne constitue pas une expérience scientifique. D'autre part, il est important de souligner que malgré le grand nombre de travaux académiques, l'implémentation des systèmes de dialogue et leur commercialisation se soldent souvent par un échec. En effet, les utilisateurs se sentent rapidement frustrés de ne pas avoir des résultats satisfaisants et délaissent vite les agents conversationnels au profit d'humains.

2.4.4 Communauté autour des *chatbots*

Malgré le scepticisme entourant cette technologie, de nombreuses communautés se sont organisées. Nous pouvons citer *PandoraBots*, qui au départ était une plateforme recensant différents *chatbots* et possédant un forum de discussion. Elle est devenue une société proposant des *chatbots* dans un langage de programmation spécifique à cette tâche, AIML (Wallace, 2004). *Botlist*⁸, un site récent, propose une liste de *chatbots* disponibles sur les réseaux sociaux. *Chatbots Magazine*⁹, est un site très actif autour de la technologie, qui regroupe à la fois des articles sur la question, mais aussi des tutoriels et

5. <https://github.com/gunthercox/ChatterBot>

6. <https://chatbotlife.com/what-chatbots-can-learn-from-the-death-of-facebooks-failed-ai-acc05ad6d822>

7. <https://www.usine-digitale.fr/article/licenciements-tensions-internes-ibm-watson-health-serait-dans-la-tourmente.N705304>

8. <https://botlist.co/>

9. <https://chatbotsmagazine.com/>

des études. Enfin *Chatbots.org*¹⁰ reste la référence en terme de recensement d'agents conversationnels, qu'ils soient encore en usage ou obsolètes. Certains sont même testables sur la plateforme. En ce qui concerne les chatbots dans l'industrie, nous constatons que les plus grands groupes (GAFAM + IBM) ne parviennent pas encore à développer des systèmes réellement satisfaisants, mais que la communauté ainsi que les développements publics autour des chatbots a beaucoup progressé ces dernières années, ce qui montre l'engouement général pour la technologie. Nous revenons maintenant au système de dialogue orienté-but, et nous justifions notre intérêt pour un modèle de mémoire cognitive au sein du système.

3 La mémoire dans les systèmes de dialogue

3.1 La mémoire dans le dialogue

Lors d'une conversation homme-homme, (Ciaramelli *et al.*, 2013; Denny *et al.*, 2014; Brod *et al.*, 2016) ont défini la capacité des personnes à dialoguer selon trois dimensions : connaissance, expérience et empathie, qu'ils regroupent dans la notion de mémoire. (Bangerter, 2004) parle d'attention jointe pour expliquer le focus de tous les interlocuteurs sur la même entité conversationnelle. Cette attention se porte sur le mot dans un dialogue. (Cintrón-Valentín & Ellis, 2016) la décrit comme la saillance linguistique.

(Atkinson & Shiffrin, 1968) définissent la mémoire comme "la faculté d'un système intelligent à enregistrer, conserver, et rappeler les expériences passées pour interpréter les expériences présentes". Leurs recherches leur ont permis de déterminer qu'il existait trois types de mémoire : la mémoire sensorielle (Klatzky, 1980), la mémoire à court terme (Sperling, 1967) et la mémoire à long terme (Rudner & Rönnerberg, 2008). (Squire & Zola, 1996) raffine ce modèle de mémoire et explique que la mémoire à long terme se décompose en mémoire déclarative (ou volontaire) et mémoire non déclarative. (Greenberg & Verfaellie, 2010) parle de mémoire épisodique, qui se rapporte aux souvenirs autobiographiques ; et de mémoire sémantique, sorte d'encyclopédie des connaissances. (Ebbinghaus, 2013) décrit le concept de sauvegarde qui permet d'enregistrer dans la mémoire à long terme des informations. (Miller, 1962) appelle la mémoire non déclarative la mémoire procédurale, qui correspond à ce que l'humain retient inconsciemment (p.e. reconnaître son prénom).

La mémoire à court terme est en fait un terme générique qui regroupe la mémoire de travail (Baddeley, 2010) pour traiter les informations à court terme, la boucle phonologique (Baddeley *et al.*, 1998) pour recevoir les sons et les interpréter et le calepin visio-spatial (Baddeley, 1995) pour se faire une représentation mentale des informations. Cette mémoire ne dure que quelques secondes le temps de visualiser les concepts associés aux mots perçus (ce qui ne permet de conserver en mémoire que quelques mots, entre sept et douze selon des expériences¹¹). Les concepts sont transformés en informations qui sont encodées, stockées et interprétées dans la mémoire à long terme. Ce sont les mécanismes de rétention et de rappel (Roediger, 1990; Bodner & Lindsay, 2003). Lorsque les informations ont été récupérées dans la mémoire à long terme, elles sont renvoyées dans la mémoire de travail qui fait le tri entre celles à garder et celles à oublier. La mémoire de travail sert également de centre exécutif qui décide également de la réponse à générer (McCabe *et al.*, 2010) . La figure 3 décrit ce schéma. (Poudade, 2006) a décrit un modèle de perception-action, où il définit la mémoire humaine comme une mémoire associative par le contenu. Il a montré l'impact de la taille de la mémoire de

10. <https://chatbots.org/>

11. <https://www.cognifit.com/science/cognitive-skills/shortterm-memory>

travail sur la complexité des représentations lexicales apprises par des agents lorsqu'ils jouent à des jeux de langage (Steels, 2000).

Un autre modèle utilisé pour décrire la mémoire dans le dialogue est le Belief-Desire-Intention (BDI) (E. Bratman, 1987) qui explique que lors d'un tour de parole, l'interaction est guidée par la croyance de l'interlocuteur, son désir (le but final, ce qu'il n'a pas encore) et l'intention (la façon dont il parvient à son but). Ce modèle est très bien adapté pour représenter la réalité d'une conversation, comme le montrent les réalisations de (Jokinen, 2018; Visser *et al.*, 2015; Wobcke *et al.*, 2005; Wadsley & Ryan, 2013).

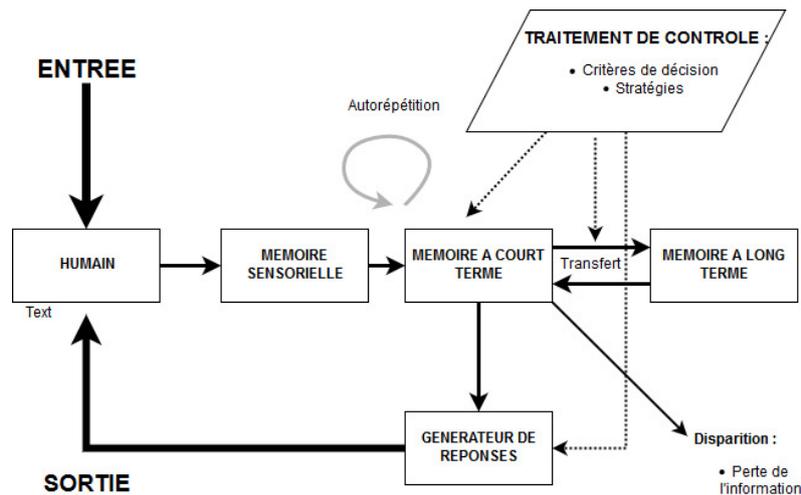


FIGURE 3 – Modèle classique de mémoire humaine

Dans le modèle de dialogue de (Clark & Marshall, 1981), on retrouve cinq concepts évoqués dans l'introduction : l'environnement, le tour de parole, l'historique du dialogue, l'expérience des interlocuteurs et les connaissances des interlocuteurs. Or si l'on compare avec le modèle de mémoire humaine, on retrouve ces cinq composantes principales : la mémoire de saillance (tour de parole, très court, compréhension rapide et très éphémère), la mémoire de travail (historique du dialogue, la mémoire à court terme conserve les informations principales du dialogue en cours pour assurer sa cohérence), la mémoire épisodique (l'expérience des conversations passées pour permettre à un interlocuteur d'être proactif), la mémoire sémantique (la connaissance, la culture de l'interlocuteur) et la mémoire procédurale (l'environnement, les actions réalisées de façon presque automatique, inconsciemment).

Ce parallèle évoqué, *dans quelle mesure l'intégration de ce modèle de mémoire dans un système de dialogue peut-il améliorer les performances de ce dernier ?*

3.2 Quelques systèmes utilisant la mémoire

Cette question a déjà été soulevée par (Rhodes, 1997) en décrivant un prototype d'agent capable de se souvenir de ses interactions. (Sieber & Krenn, 2010) implémente la différence entre mémoire épisodique et mémoire sémantique dans un système de dialogue. Les résultats montrent qu'en créant un graphe des conversations précédentes (expérience) pour l'agent, indépendamment de la base

de connaissances, l'agent est en mesure de résoudre partiellement le problème de coreference et de comprendre plus précisément les intentions de l'utilisateur. (Vetulani, 2005) parle du problème de l'exception dans le dialogue : c'est-à-dire la capacité d'un système de calcul de produire des hypothèses locales à partir de tours de parole précédents. On peut également citer (Young *et al.*, 2018) qui ont produit un modèle de dialogue à mémoire augmentée. Cependant, ils n'ont pas précisé le modèle de façon à ce qu'il corresponde au modèle de la mémoire cognitive. Certains réseaux spécifiques au dialogue tels que les réseaux de mémoire (Sukhbaatar *et al.*, 2015; Wan *et al.*, 2018) montrent également de bons résultats sur les tâches d'évaluation. Leur spécificité repose dans le fait que le réseau de mémoire à long-terme est capable d'inférer sur des mots et des concepts nouveaux, ainsi que de généraliser leur sémantique pour donner la réponse la plus probable pour une entrée inconnue dans leur mémoire à long-terme. C'est un système où l'entrée, son stockage, et la sortie sont effectuées simultanément. Récemment, (Kim *et al.*, 2019) ont combiné ces réseaux de mémoire avec des LSTM à deux directions (Schuster & Paliwal, 1997) (l'analyse du signal d'entrée est bidirectionnelle dans une même couche de neurones) pour construire un système end-to-end obtenant des résultats très satisfaisants lors de leur évaluation au DSTC6 (Hori & Hori, 2017). (Zhang *et al.*, 2018) parlent également de mémoire à long terme accessible par le contenu dans leur système, ce qui se rapproche du fonctionnement cognitif de la mémoire et complexifie le stockage des informations dans la mémoire de l'agent. En complexifiant cette mémoire, l'agent est capable de mieux distinguer les différences entre deux "souvenirs" et affiner sa réponse en fonction cette capacité, ce qui lui permet d'augmenter la satisfaction de l'utilisateur. (Bang *et al.*, 2015) présentent des travaux sur de la mémoire à long terme personnalisée. (Chen *et al.*, 2018) ont construit un modèle basé sur des réseaux de mémoire hiérarchiques qui permet à un agent conversationnel de faire le lien entre le tour de parole et la mémoire à long terme afin d'obtenir des résultats état de l'art. Enfin, (El Asri *et al.*, 2017) sont ceux qui s'approchent le plus de notre réflexion car ils utilisent un corpus de dialogue pour étudier en détails le rôle de la mémoire cognitive dans l'interaction conversationnelle. Nous avons observé que depuis peu, les recherches sur les systèmes orientés-but se sont concentrés sur l'implémentation d'un modèle de mémoire d'inspiration cognitive, mais ces travaux n'ont pas pris en compte la dimension réflexive du traitement du langage lors d'une conversation mise en avant dans des travaux récents que nous allons introduire maintenant pour justifier notre intérêt pour l'apprentissage antagoniste.

4 Apprentissage antagoniste

Parmi les trois types de théories qui traitent de la nature des unités de parole, des travaux récents ont mis l'accent sur la théorie percepto-motrice (Schwartz *et al.*, 2008), par exemple avec le modèle COSMO (Barnaud *et al.*, 2017) comprenant cinq variables probabilistes définissent le modèle d'unités de parole, intégrant à la fois le rôle de locuteur et d'auditeur dans un couplage cohérent. Ces travaux suivent la tendance actuelle en faveur des modèles de perception sensori-moteurs (Gordon *et al.*, 2011) en général. Il est intéressant de noter que cette idée de réunir les rôles d'orateur et d'auditeur représente en quelque sorte un exemple d'apprentissage contradictoire, du moins pour toutes les fois dans un dialogue, où les tours de parole se chevauchent, un signe que les interlocuteurs sont en compétition pour prendre la parole (Martine Adda-Decker & Habert, 2008). Dans le principe de l'apprentissage antagoniste, l'oracle cherche à piéger l'agent apprenant qui lui doit déceler les pièges tendus par l'oracle en distinguant les vrais exemples d'apprentissage de ceux créés par l'oracle. On peut voir l'antagonisme comme une forme de co-apprentissage (Blum & Mitchell, 1998), où deux systèmes s'entraînent respectivement sur deux dimensions différentes associées à la même

information (p.e. le piège, et la façon de l'éviter).

Il serait intéressant d'utiliser cet apprentissage antagoniste pour entraîner l'agent conversationnel afin qu'il sache quoi répondre à un utilisateur lorsque celui-ci dit quelque chose d'inattendu, de nouveau, qui met en difficulté l'agent dans son objectif principal : satisfaire la demande de l'utilisateur.

(Kantze, 2007) montre que l'apprentissage par l'erreur dans un système de dialogue présente une alternative intéressante aux POMDP pour le problème de l'indécision. Plus récemment, (Liu *et al.*, 2018) ont développé un système orienté-but utilisant ce procédé d'apprentissage par l'erreur avec des résultats encourageants, qui peut inspirer des recherches futures dans le domaine. L'autre avantage de l'antagonisme est qu'il sert d'évaluation préliminaire. En effet, comme l'agent "oracle" donne à la fois une entrée et une récompense, il est capable d'évaluer la capacité de l'agent "apprenant" tout en essayant de le duper.

Nous avons l'intuition qu'il serait intéressant de déployer le paradigme d'apprentissage actif dans un système de dialogue à l'interface entre la compréhension du langage naturel et la gestion du dialogue. D'abord parce que l'apprentissage antagoniste fournirait une meilleure interprétation, grâce à une exploration plus ciblée de l'espace de recherche d'interprétation valide. En outre, l'apprentissage antagoniste peut souvent pallier le manque de données de formation en générant des données d'apprentissage pour l'adversaire en transformant des exemples positifs en exemples de formation négatifs. Enfin, explorer les avantages possibles d'une architecture plus cognitive, avec un aspect réflexif qui permettrait une distinction plus fine entre le contenu de la mémoire épisodique et sémantique. Bien entendu, de telles expériences devront se prémunir contre le risque habituel de divergence par rapport au modèle de données d'origine et de surapprentissage.

5 Conclusion et perspectives

Malgré leur maturité technologique et les récents progrès en performance liés en partie à la popularisation de nouveaux modèles neuronaux d'apprentissage, les systèmes de dialogues ont encore devant eux une grande marge de progression illustrée par les limites affichées par les systèmes commercialisés aujourd'hui. Il serait intéressant de se concentrer sur la dimension mémorielle dans les systèmes de dialogue orientés-but, de modéliser le fonctionnement de la mémoire cognitive et de l'implémenter dans le moteur d'un système de dialogue afin d'améliorer sa capacité à converser avec un utilisateur humain. Nous pensons aussi que l'utilisation de l'apprentissage antagoniste permettrait à un agent conversationnel de mieux s'adapter à l'imprévu lors d'une conversation et d'augmenter les probabilités de donner une réponse satisfaisante à l'utilisateur. En effet, en s'inspirant du modèle cognitif de conversation où les participants possèdent chacun un modèle de l'autre et de soi pendant le dialogue, nous pensons que l'implémentation de ce modèle dans un agent conversationnel optimiserait sa capacité à répondre correctement. Nous voyons la combinaison de l'antagonisme pour entraîner un agent conversationnel doté d'un modèle mémoriel complexe de dialogue dans un système orienté-but, comme une piste prometteuse pour améliorer les systèmes existants à ce jour en leur permettant de mieux faire face aux imprévus.

Remerciements

Ce travail a été partiellement financé par l'ANRT et AKIO sous contrat CIFRE # 2017/1543.

Je remercie également les relecteurs dont les remarques ont permis d'améliorer cette présentation.

Références

- ABADI M., AGARWAL A., PAULARHAM, BREVDO E., CHEN Z., CITRO C., CORRADO G. S., DAVIS A., DEAN J., DEVIN M., GHEMAWAT S., GOODFELLOW I., HARP A., IRVING G., ISARD M., JIA Y., JOZEFOWICZ R., KAISER L., KUDLUR M., LEVENBERG J., MANE D., MONGA R., MOORE S., MURRAY D., OLAH C., SCHUSTER M., SHLENS J., STEINER B., SUTSKEVER I., TALWAR K., TUCKER P., VANHOUCHE V., VASUDEVAN V., VIEGAS F., VINYALS O., WARDEN P., WATTENBERG M., WICKE M., YU Y. & ZHENG X. (2015). TensorFlow : Large-scale machine learning on heterogeneous systems. Software available from tensorflow.org.
- AGIRRE E., MARCHAND S., ROSSET S., PEÑAS A. & CIELIEBAK M. (2018). LIHLITH : improving communication skills of robots through lifelong learning. *ERCIM News*, **2018**(114).
- ASGHAR N., POUPART P., HOEY J., JIANG X. & MOU L. (2017). Affective neural response generation. *CoRR*, **abs/1709.03968**.
- ASGHAR N., POUPART P., JIANG X. & LI H. (2016). Online sequence-to-sequence active learning for open-domain dialogue generation. *CoRR*, **abs/1612.03929**.
- ASLOT V., DOMEIKA M. J., EIGENMANN R., GAERTNER G., JONES W. B. & PARADY B. (2001). Specomp : A new benchmark suite for measuring parallel computer performance. In *WOMPAT*.
- ATKINSON R. & SHIFFRIN R. (1968). Human memory. volume 2 of *Psychology of Learning and Motivation*, p. 89 – 195. Academic Press.
- BADDELEY A. (2010). Working memory. *Current Biology*, **20**(4), R136 – R140.
- BADDELEY A., GATHERCOLE S. & PAPAGNO C. (1998). The phonological loop as a language learning device. *Psychological review*, **105**, 158–73.
- BADDELEY A. D. (1995). chapter The psychology of memory., p. 3–25. John Wiley and Sons : Oxford, England.
- BANG J., NOH H., KIM Y. & LEE G. G. (2015). Example-based chat-oriented dialogue system with personalized long-term memory. In *2015 International Conference on Big Data and Smart Computing (BIGCOMP)*, p. 238–243.
- BANGERTER A. (2004). Using pointing and describing to achieve joint focus of attention in dialogue. *Psychological science*, **15** 6, 415–9.
- BARNAUD M.-L., DIARD J., BESSIÈRE P. & SCHWARTZ J.-L. (2017). Perceptuo-motor speech units in the brain with cosmo. In *11th International Seminar on Speech Production (ISSP 2017)*.
- BARTL A. & SPANAKIS G. (2017). A retrieval-based dialogue system utilizing utterance and context embeddings. *CoRR*, **abs/1710.05780**.
- BENNACEF S., DEVILLERS L., ROSSET S. & LAMEL L. (1996). Dialog in the railtel telephone-based system. In *Proceeding of Fourth International Conference on Spoken Language Processing. ICSLP '96*, volume 1, p. 550–553 vol.1.
- BLUM A. & MITCHELL T. (1998). Combining labeled and unlabeled data with co-training. In *Proceedings of the Eleventh Annual Conference on Computational Learning Theory, COLT' 98*, p. 92–100, New York, NY, USA : ACM.
- BOBROW D. G., KAPLAN R. M., KAY M., NORMAN D. A., THOMPSON H. & WINOGRAD T. (1977). Gus, a frame-driven dialog system. *Artificial Intelligence*, **8**(2), 155 – 173.
- BOCKLISCH T., FAULKNER J., PAWLOWSKI N. & NICHOL A. (2017). Rasa : Open source language understanding and dialogue management. *CoRR*, **abs/1712.05181**.

- BODNER G. E. & LINDSAY D. S. (2003). Remembering and knowing in context. *Journal of Memory and Language*, **48**(3), 563 – 580.
- BORODIN A. & EL-YANIV R. (1998). Online computation and competitive analysis.
- BRAUN D., HERNANDEZ-MENDEZ A., MATTHES F. & LANGEN M. (2017). Evaluating natural language understanding services for conversational question answering systems. In *Proceedings of the 18th Annual SIGdial Meeting on Discourse and Dialogue*, p. 174–185 : Association for Computational Linguistics.
- BROD G., LINDENBERGER U., WAGNER A. D. & SHING Y. L. (2016). Knowledge acquisition during exam preparation improves memory and modulates memory formation. *Journal of Neuroscience*, **36**(31), 8103–8111.
- BUITINCK L., LOUPPE G., BLONDEL M., PEDREGOSA F., MUELLER A., GRISEL O., NICULAE V., PRETTENHOFER P., GRAMFORT A., GROBLER J., LAYTON R., VANDERPLAS J., JOLY A., HOLT B. & VAROQUAUX G. (2013). API design for machine learning software : experiences from the scikit-learn project. In *ECML PKDD Workshop : Languages for Data Mining and Machine Learning*, p. 108–122.
- BURTSEV M., SELIVERSTOV A., AIRAPETYAN R., ARKHIPOV M., BAYMURZINA D., BUSHKOV N., GUREENKOVA O., KHAKHULIN T., KURATOV Y., KUZNETSOV D., LITINSKY A., LOGACHEVA V., LYMAR A., MALYKH V., PETROV M., POLULYAKH V., PUGACHEV L., SOROKIN A., VIKHREVA M. & ZAYNUTDINOV M. (2018). Deeppavlov : Open-source library for dialogue systems.
- CHEN H., LIU X., YIN D. & TANG J. (2017). A survey on dialogue systems : Recent advances and new frontiers. *CoRR*, **abs/1711.01731**.
- CHEN H., REN Z., TANG J., ZHAO Y. E. & YIN D. (2018). Hierarchical variational memory network for dialogue generation. In *Proceedings of the 2018 World Wide Web Conference, WWW '18*, p. 1653–1662, Republic and Canton of Geneva, Switzerland : International World Wide Web Conferences Steering Committee.
- CIARAMELLI E., BERNARDI F. & MOSCOVITCH M. (2013). Individualized theory of mind (itom) : When memory modulates empathy. *Frontiers in Psychology*, **4**, 4.
- CINTRÓN-VALENTÍN M. C. & ELLIS N. C. (2016). Salience in second language acquisition : Physical form, learner attention, and instructional focus. *Front Psychol*, **7**, 1284–1284. 27621715[pmid].
- CLARK H. H. & MARSHALL C. R. (1981). Definite knowledge and mutual knowledge. In A. K. JOSHI, B. L. WEBBER & I. A. SAG, Eds., *Elements of Discourse Understanding*, p. 10–63. Cambridge, UK : Cambridge University Press.
- DENNY C. A., KHEIRBEK M. A., ALBA E. L., TANAKA K. F., BRACHMAN R. A., LAUGHMAN K. B., TOMM N. K., TURI G. F., LOSONCZY A. & HEN R. (2014). Hippocampal memory traces are differentially modulated by experience, time, and adult neurogenesis. *Neuron*, **83**(1), 189–201. 24991962[pmid].
- DEVILLERS L., BONNEAU-MAYNARD H., ROSSET S., PAROUBEK P., MCTAIT K., MOSTEFA D., CHOUKRI K., CHARNAY L., BOUSQUET-VERNHETTES C., VIGOUROUX N., BÉCHET F., ROMARY L., ANTOINE J.-Y., VILLANEAU J., VERGNES M. & GOULIAN J. (2004). The french media/evalda project : the evaluation of the understanding capability of spoken language dialogue systems. In *LREC*.
- DEVILLERS L., MAYNARD H., PAROUBEK P. & ROSSET S. (2003). The peace slds understanding evaluation paradigm of the french media campaign. In *Proceedings of the EACL 2003 Workshop*

on Evaluation Initiatives in Natural Language Processing : are evaluation methods, metrics and resources reusable ?, Budapest, Hungary.

E. BRATMAN M. (1987). Intention, plans and practical reason. *Bibliovault OAI Repository, the University of Chicago Press*, **100**.

EBBINGHAUS H. (2013). Memory : a contribution to experimental psychology. *Ann Neurosci*, **20**(4), 155–156. 25206041[pmid].

EFSTATHIOU I. & LEMON O. (2014). Learning non-cooperative behaviour for dialogue agents. In *Proceedings of the Twenty-first European Conference on Artificial Intelligence, ECAI'14*, p. 999–1000, Amsterdam, The Netherlands, The Netherlands : IOS Press.

EL ASRI L., SCHULZ H., SHARMA S., ZUMER J., HARRIS J., FINE E., MEHROTRA R. & SULEMAN K. (2017). Frames : a corpus for adding memory to goal-oriented dialogue systems. In *Proceedings of the 18th Annual SIGdial Meeting on Discourse and Dialogue*, p. 207–219 : Association for Computational Linguistics.

FERRUCCI D., BROWN E., CHU-CARROLL J., FAN J., GONDEK D., KALYANPUR A. A., LALLY A., WILLIAM MURDOCK J., NYBERG E., PRAGER J., SCHLAEFER N. & WELTY C. (2010). Building watson : An overview of the deepqa project. *AI magazines*, **31**(3), 59–79.

GAUVAIN J.-L., BENNACEF S., DEVILLERS L., LAMEL L. & ROSSET S. (1997). The spoken language component of the mask kiosk.

GHOSH S., CHOLLET M., LAKSANA E., MORENCY L.-P. & SCHERER S. (2017). Affect-Im : Neural language model for customizable affective text generation. *CoRR*, **abs/1704.06851**.

GOBET F. (2000). Long-term working memory : A computational implementation for chess expertise. *Proceedings of the Third International Conference on Cognitive Modelling*.

GOODFELLOW I., POUGET-ABADIE J., MIRZA M., XU B., WARDE-FARLEY D., OZAIR S., COURVILLE A. & BENGIO Y. (2014). Generative adversarial nets. In Z. GHAHRAMANI, M. WELLING, C. CORTES, N. D. LAWRENCE & K. Q. WEINBERGER, Eds., *Advances in Neural Information Processing Systems 27*, p. 2672–2680. Curran Associates, Inc.

GORDON G., KAPLAN D., LANKOW B., LITTLE D., SHERWIN J., SUTER B. & THALER L. (2011). Toward an integrated approach to perception and action. *Frontiers in Systems Neuroscience*, **5**(20).

GRABAR N. & RICHEY M. (2017). Détection automatique de grandes thématiques de la propagande nord coréenne. In *actes de Atelier Journalisme Computationnel*, Grenoble : EGC workshop.

GREENBERG D. L. & VERFAELLIE M. (2010). Interdependence of episodic and semantic memory : evidence from neuropsychology. *J Int Neuropsychol Soc*, **16**(5), 748–753. 20561378[pmid].

HARDY H., STRZALKOWSKI T., WU M., URSU C., WEBB N., BIERMANN A., INOUE R. B. & MCKENZIE A. (2004). Data-driven strategies for an automated dialogue system. In *Proceedings of the 42Nd Annual Meeting on Association for Computational Linguistics, ACL '04*, Stroudsburg, PA, USA : Association for Computational Linguistics.

HIROYA F., HIROYUKI K., SUMIO O., TAKUYA I., KEN T. & KENJI A. (1997). An intelligent system for information retrieval over the internet through spoken dialogue. In *EUROSPEECH-1997 : 5th European Conference on Speech Communication and Technology*.

HOCHREITER S. & SCHMIDHUBER J. (1997). Long short-term memory. *Neural Comput.*, **9**(8), 1735–1780.

- HORI C. & HORI T. (2017). End-to-end conversation modeling track in DSTC6. *CoRR*, **abs/1706.07440**.
- HOY M. B. (2018). Alexa, siri, cortana, and more : An introduction to voice assistants. *Medical Reference Services Quarterly*, **37**(1), 81–88.
- HU Z., YANG Z., LIANG X., SALAKHUTDINOV R. & XING E. P. (2017). Controllable text generation. *CoRR*, **abs/1703.00955**.
- HUANG P.-S., HE X., GAO J., DENG L., ACERO A. & HECK L. (2013). : ACM International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM).
- ILIEVSKI V., MUSAT C., HOSSMANN A. & BAERISWYL M. (2018). Goal-oriented chatbot dialog management bootstrapping with transfer learning. *CoRR*, **abs/1802.00500**.
- ISSARNY V., SACCHETTI D., TARTANOGLU F., SAILHAN F., CHIBOUT R., LÉVY N. & TALAMONA A. (2005). Developing Ambient Intelligence Systems : A Solution based on Web Services. *Automated Software Engineering*, **12**(1), 101–137.
- JANARTHANAM S. (2017). *Hands-On Chatbots and Conversational UI Development : Build Chatbots and Voice User Interfaces with Chatfuel, Dialogflow, Microsoft Bot Framework, Twilio, and Alexa Skills*. Packt Publishing.
- JIANG J. (2012). *Information Extraction from Text*, In C. C. AGGARWAL & C. ZHAI, Eds., *Mining Text Data*, p. 11–41. Springer US : Boston, MA.
- JOKINEN K. (2018). *Dialogue Models for Socially Intelligent Robots : 10th International Conference, ICSR 2018, Qingdao, China, November 28 - 30, 2018, Proceedings*, p. 127–138.
- JOULIN A., GRAVE E., BOJANOWSKI P. & MIKOLOV T. (2016). Bag of tricks for efficient text classification. *CoRR*, **abs/1607.01759**.
- JURAFSKY D. & MARTIN J. H. (2018). Dialog systems and chatbots. In D. JURAFSKY & J. H. MARTIN, Eds., *Speech and language processing*, chapter 24, p. 266–290. Londres : Pearson International Edition.
- KANTZE G. S. (2007). Error handling in spoken dialogue systems managing uncertainty , grounding and miscommunication.
- KEARNS M. J., LITMAN D. J., SINGH S. P. & WALKER M. A. (2011). Optimizing dialogue management with reinforcement learning : Experiments with the njfun system. *CoRR*, **abs/1106.0676**.
- KELLEY J. F. (1983). An empirical methodology for writing user-friendly natural language computer applications. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '83*, p. 193–196, New York, NY, USA : ACM.
- KIM B., CHUNG K., LEE J., SEO J. & KOO M.-W. (2019). A bi-lstm memory network for end-to-end goal-oriented dialog learning. *Computer Speech and Language*, **53**, 217 – 230.
- KLATZKY R. (1980). Human memory : Structures and processes. *The American Journal of Psychology*, **93**.
- KOWTKO J. C., ISARD S. D. & DOHERTY G. M. (1993). Conversational games within dialogue. In *University of Edinburgh*.
- KÖLZER A. & ULM D. (1999). Universal dialogue specification for conversational systems.
- LAI S., XU L., LIU K. & ZHAO J. (2015). Recurrent convolutional neural networks for text classification.
- LAMEL L., ROSSET S., GAUVAIN J., BENNACEF S., GARNIER-RIZET M. & PROUTS B. (1998). The limsi arise system [rail travel information system]. p. 209 – 214.

- LAMSIYAH S., OUATIK EL ALAOU S. & ESPINASSE B. (2018). Résumé automatique guidé de textes : État de l’art et perspectives. In *actes de RJC*, Rennes : TALN-CORIA.
- LANDRAGIN F. (2013). *Dialogue homme-machine*. Hermès Science-Lavoisier.
- LARSON J. A. (2003). Voicexml and the w3c speech interface framework. *IEEE MultiMedia*, **10**(4), 91–93.
- LAVIE A. & AGARWAL A. (2007). Meteor : An automatic metric for mt evaluation with high levels of correlation with human judgments. In *Proceedings of the Second Workshop on Statistical Machine Translation, StatMT ’07*, p. 228–231, Stroudsburg, PA, USA : Association for Computational Linguistics.
- LECUN Y. (1985). Une procedure d’apprentissage pour reseau a seuil asymmetrique (a learning scheme for asymmetric threshold networks). In *Proceedings of Cognitiva 85, Paris, France*, p. 599–604.
- LECUN Y., BENGIO Y. & HINTON G. (2015). Deep learning. *Nature*, **521**, 436–44.
- LI J., MONROE W., SHI T., RITTER A. & JURAFSKY D. (2017a). Adversarial learning for neural dialogue generation. *CoRR*, **abs/1701.06547**.
- LI X., CHEN Y.-N., LI L. & GAO J. (2017b). End-to-end task-completion neural dialogue systems. *CoRR*, **abs/1703.01008**.
- LISON P. & KENNINGTON C. R. (2016). Opendial : A toolkit for developing spoken dialogue systems with probabilistic rules. In *ACL*.
- LIU B. & LANE I. (2018). Adversarial learning of task-oriented neural dialog models. In *Proceedings of the 19th Annual SIGdial Meeting on Discourse and Dialogue*, p. 350–359 : Association for Computational Linguistics.
- LIU B., TUR G., HAKKANIUR D. Z., SHAH P. & HECK L. P. (2018). Dialogue learning with human teaching and feedback in end-to-end trainable task-oriented dialogue systems. *CoRR*, **abs/1804.06512**.
- LIU C.-W., LOWE R., IULIAN VLAD SERBAN, NOSEWORTHY M., CHARLIN L. & PINEAU J. (2016a). How NOT to evaluate your dialogue system : An empirical study of unsupervised evaluation metrics for dialogue response generation. *CoRR*, **abs/1603.08023**.
- LIU C.-W., LOWE R., SERBAN I., NOSEWORTHY M., CHARLIN L. & PINEAU J. (2016b). How NOT to evaluate your dialogue system : An empirical study of unsupervised evaluation metrics for dialogue response generation. In *Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, p. 2122–2132, Austin, Texas : Association for Computational Linguistics.
- LOWE R., NOSEWORTHY M., SERBAN I. V., ANGELAR-GONTIER N., BENGIO Y. & PINEAU J. (2017). Towards an automatic turing test : Learning to evaluate dialogue responses. *CoRR*, **abs/1708.07149**.
- MARTINE ADDA-DECKER, CLAUDE BARRAS G. A. P. P. B. D. M. & HABERT B. (2008). Annotation and analysis of overlapping speech in political interviews. Marrakech, Morocco : European Language Resources Association (ELRA).
- BARADARAN HASHEMI H. (2016). Query intent detection using convolutional neural networks.
- CAMPILLOS LLANOS L., ROSSET S. & ZWEIGENBAUM P. (2017). Automatic classification of doctor-patient questions for a virtual patient record query task. In *ACL, Ed., BioNLP Shared-Task Workshop*, Vancouver, Canada : ACL.

- CERCAS CURRY A., HASTIE H. & RIESER V. (2017). A review of evaluation techniques for social dialogue systems.
- DAVID E. RUMELHART, GEOFFREY E. HINTON & RONALD J. WILLIAMS (1988). Neurocomputing : Foundations of research. chapter Learning Representations by Back-propagating Errors, p. 696–699. Cambridge, MA, USA : MIT Press.
- KENNETH MARK COLBY (1974). Ten criticisms of parry. *SIGART Bull.*, (48), 5–9.
- PINAR SAYGIN A., CICEKLI I. & AKMAN V. (2000). Turing test : 50 years later. *Minds and Machines*, **10**(4).
- RICHARD S. SUTTON & ANDREW G. BARTO (1998). *Introduction to Reinforcement Learning*. Cambridge, MA, USA : MIT Press, 1st edition.
- MCCABE D. P., ROEDIGER H. L., MCDANIEL M. A., BALOTA D. A. & HAMBRICK D. Z. (2010). The relationship between working memory capacity and executive functioning : evidence for a common executive attention construct. *Neuropsychology*, **24**(2), 222–243. 20230116[pmid].
- MIKOLOV T., SUTSKEVER I., CHEN K., CORRADO G. & DEAN J. (2013). Distributed representations of words and phrases and their compositionality. *CoRR*, **abs/1310.4546**.
- MILLER B. (1962). "physiologie de l'hippocampe". Colloques internationaux du Centre national de la recherche scientifique.
- MISU T. & KAWAHARA T. (2008). Bayes risk-based dialogue management for document retrieval system with speech interface. *Speech Communication*, **52**, 61–71.
- MOLDER HEDWIG TE. & POTTER J. (2005). *Conversation and Cognition*. Hedwig te Molder and Jonathan Potter.
- MRKSIC N., SÉAGHDHA D. Ó., WEN T., THOMSON B. & YOUNG S. J. (2016). Neural belief tracker : Data-driven dialogue state tracking. *CoRR*, **abs/1606.03777**.
- ODDY R. (1977). Information retrieval through man-machine dialogue. *Journal of Documentation*, **33**(1), 1–14.
- PAPINENI K., ROUKOS S., WARD T. & ZHU W.-J. (2002). Bleu : A method for automatic evaluation of machine translation. In *Proceedings of the 40th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics*, ACL '02, p. 311–318, Stroudsburg, PA, USA : Association for Computational Linguistics.
- POUDADE J. (2006). *Emergence d'un lexique dans une population d'agents autonomes par l'action, la perception et la contingence sensorimotrice*. PhD thesis, Paris-Sud. Thèse de doctorat dirigée par Jardino, Michèle Informatique Paris 11 2006.
- REN L., XIE K., CHEN L. & YU K. (2018). Towards universal dialogue state tracking. *CoRR*, **abs/1810.09587**.
- RHODES B. J. (1997). The wearable remembrance agent : a system for augmented memory. In *Digest of Papers. First International Symposium on Wearable Computers*, p. 123–128.
- ROEDIGER H. (1990). Implicit memory : Retention without remembering. *The American psychologist*, **45**, 1043–56.
- ROSENBLATT F. (1958). The perceptron : A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, p. 65–386.
- ROSSET S. (2018). Introduction 1 aux systèmes de dialogue.
- RUDNER M. & RÖNNBERG J. (2008). The role of the episodic buffer in working memory for language processing. *Cognitive processing*, **9**, 19–28.

- RUSSELL, J. S., NORVIG P. & DAVIS E. (2010). *Artificial Intelligence : A Modern Approach*. Prentice Hall.
- S. WALLACE R. (2009). *The anatomy of A.L.I.C.E*, p. 181–210.
- SCHATZMANN J., WEILHAMMER K., STUTTLE M. & YOUNG S. (2006). A survey of statistical user simulation techniques for reinforcement-learning of dialogue management strategies. *The Knowledge Engineering Review*, **21**(2), 97–126.
- SCHAUB L.-P. (2017). Récupération d'information dans un système de question-réponse à domaine fermé basé sur une ontologie en utilisant ibm watson : une solution hybride à base de règles et d'apprentissage automatique. Master's thesis, Inalco, Paris, France.
- SCHULZ H., ZUMER J., EL ASRI L. & SHARMA S. (2017). A frame tracking model for memory-enhanced dialogue systems. *CoRR*, **abs/1706.01690**.
- SCHUSTER M. & PALIWAL K. (1997). Bidirectional recurrent neural networks. *Trans. Sig. Proc.*, **45**(11), 2673–2681.
- SCHWARTZ J.-L., SATO M. & FADIGA L. (2008). The common language of speech perception and action. *Revue française de linguistique appliquée*, **13**(2), 9–22.
- SERBAN I. V., LOWE R., HENDERSON P., CHARLIN L. & PINEAU J. (2015). A survey of available corpora for building data-driven dialogue systems. *CoRR*, **abs/1512.05742**.
- SHEN Y., HE X., GAO J., DENG L. & MESNIL G. (2014). Learning semantic representations using convolutional neural networks for web search. In *Proceedings of the 23rd International Conference on World Wide Web, WWW '14 Companion*, p. 373–374, New York, NY, USA : ACM.
- SIEBER G. & KRENN B. (2010). Towards an episodic memory for companion dialogue. In J. ALLBECK, N. BADLER, T. BICKMORE, C. PELACHAUD & A. SAFONOVA, Eds., *Intelligent Virtual Agents*, p. 322–328, Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg.
- SPERLING G. (1967). Successive approximations to a model for short term memory. *Acta Psychologica*, **27**, 285 – 292.
- SQUIRE L. & ZOLA S. (1996). Structure and function of declarative and nondeclarative memory. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, **93**.
- STAFFORD L., BURGGRAF C. S. & SHARKEY W. F. (2006). Conversational Memory : The Effects of Time, Recall, Mode, and Memory Expectancies on Remembrances of Natural Conversations. *Human Communication Research*, **14**(2), 203–229.
- STEELS L. (2000). The emergence of grammar in communicating autonomous robotic agents. In H. HORN, Ed., *Proceedings of European Conference on Artificial Intelligence, ECAI*, p. 764–769, Amsterdam : IOS Press.
- SU P.-H., GAŠIĆ M. & YOUNG S. (2018). Reward estimation for dialogue policy optimisation. *Computer Speech and Language*, **51**, 24 – 43.
- SUKHBAATAR S., SZLAM A., WESTON J. & FERGUS R. (2015). Weakly supervised memory networks. *CoRR*, **abs/1503.08895**.
- THAKKAR J., RAUT P., DOSHI Y. & PAREKH K. (2018). Erasmus-ai chatbot. *International Journal of Computer Sciences and Engineering*, **6**.
- TURING A. (1950). I.—COMPUTING MACHINERY AND INTELLIGENCE. *Mind*, **LIX**(236), 433–460.

- ULTES S., BUDZIANOWSKI P., CASANUEVA I., ROJAS-BARAHONA L. M., TSENG B., WU Y., YOUNG S. J. & GASIC M. (2019). Addressing objects and their relations : The conversational entity dialogue model. *CoRR*, **abs/1901.01466**.
- ULTES S., ROJAS BARAHONA L. M., SU P.-H., VANDYKE D., KIM D., CASANUEVA I. N., BUDZIANOWSKI P., MRKŠIĆ N., WEN T.-H., GASIC M. & YOUNG S. (2017). PyDial : A Multi-domain Statistical Dialogue System Toolkit. p. 73–78.
- VETULANI Z. (2005). Dialogue processing memory for incident solving in man-machine dialogue. In L. BOLC, Z. MICHAŁEWICZ & T. NISHIDA, Eds., *Intelligent Media Technology for Communicative Intelligence*, p. 195–204 : Springer Berlin Heidelberg.
- VISSER S., THANGARAJAH J., HARLAND J. & DIGNUM F. (2015). Preference-based reasoning in bdi agent systems. *Autonomous Agents and Multi-Agent Systems*, **30**.
- WADSLEY T. & RYAN M. (2013). A belief-desire-intention model for narrative generation. In *Intelligent Narrative Technologies - Papers from the 2013 AIIDE Workshop, Technical Report*, volume WS-13-21, p. 105–108, United States : AI Access Foundation.
- WALKER M., ABERDEEN J., BOLAND J., BRATT E., GAROFOLO J., HIRSCHMAN L., LE A., LEE S., NARAYANAN S., PAPINENI K., PELLOM B., POLIFRONI J., POTAMIANOS A., PRABHU P., RUDNICKY A., SANDERS G., SENEFF S., STALLARD D. & WHITTAKER S. (2001). Darpa communicator dialog travel planning systems : The june 2000 data collection. In *In proceedings of the 7th European Conference on Speech Processing (EUROSPEECH)*, p. 1371–1374, Aalborg, Denmark.
- WALKER M. A. (2011). An application of reinforcement learning to dialogue strategy selection in a spoken dialogue system for email. *CoRR*, **abs/1106.0241**.
- WALKER M. A., LITMAN D. J., KAMM C. A. & ABELLA A. (1997). PARADISE : A framework for evaluating spoken dialogue agents. *CoRR*, **cmp-lg/9704004**.
- WALLACE R. (2004). The elements of AIML style. ALICE AI Foundation.
- WAN Y., YAN W., GAO J., ZHAO Z., WU J. & YU P. S. (2018). Improved dynamic memory network for dialogue act classification with adversarial training. *CoRR*, **abs/1811.05021**.
- WANG H. (2018). An annotated reading list of conversational ai. *Medium*.
- WEISZ G., BUDZIANOWSKI P., SU P.-H. & GASIC M. (2018). Sample efficient deep reinforcement learning for dialogue systems with large action spaces. *CoRR*, **abs/1802.03753**.
- WEIZENBAUM J. (1983). ELIZA - A computer program for the study of natural language communication between man and machine (reprint). *Commun. ACM*, **26**(1), 23–28.
- WEN T.-H., GASIC M., MRKSIC N., LINA MARIA ROJAS-BARAHONA, SU P., ULTES S., VANDYKE D. & YOUNG S. J. (2016). A network-based end-to-end trainable task-oriented dialogue system. *CoRR*, **abs/1604.04562**.
- WILLIAMS J. D., HENDERSON M., RAUX A., THOMSON B., BLACK A. W. & RAMACHANDRAN D. (2014). The dialog state tracking challenge series. *AI Magazine*, **35**(4), 121–124.
- WOBCKE W., HO V., NGUYEN A. & KRZYWICKI A. (2005). A bdi agent architecture for dialogue modelling and coordination in a smart personal assistant. In *IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology*, p. 323–329.
- XIAO Y. & CHO K. (2016). Efficient character-level document classification by combining convolution and recurrent layers. *CoRR*, **abs/1602.00367**.

- YAN Z., DUAN N., CHEN P., ZHOU M., ZHOU J. & LI Z. (2017). Building task-oriented dialogue systems for online shopping.
- YEW LIN C. (2004). Rouge : a package for automatic evaluation of summaries. p. 25–26.
- YONG NAHM U. & J. MOONEY R. (2002). Text mining with information extraction.
- YOUNG S. (2006). Using pomdps for dialog management. In *2006 IEEE Spoken Language Technology Workshop*, p. 8–13.
- YOUNG S., BRESLIN C., GASIC M., HENDERSON M., KIM D., SZUMMER M., THOMSON B., TSIAKOULIS P. & TZIRKEL-HANCOCK E. (2013a). Evaluation of statistical pomdp-based dialogue systems in noisy environments.
- YOUNG S., GASIC M., THOMSON B. & WILLIAMS J. D. (2013b). Pomdp-based statistical spoken dialog systems : A review. *Proceedings of the IEEE*, **101**(5), 1160–1179.
- YOUNG S., GAŠIĆ M., KEIZER S., MAIRESSE F., SCHATZMANN J., THOMSON B. & YU K. (2010). The hidden information state model : A practical framework for pomdp-based spoken dialogue management. *Computer Speech and Language*, **24**(2), 150 – 174.
- YOUNG T., CAMBRIA E., CHATURVEDI I., ZHOU H., BISWAS S. & HUANG M. (2018). Augmenting end-to-end dialogue systems with commonsense knowledge.
- ZHANG Z., HUANG M., ZHAO Z., JI F., CHEN H. & ZHU X. (2018). Memory-augmented dialogue management for task-oriented dialogue systems. *CoRR*, **abs/1805.00150**.
- ZHOU H., HUANG M., ZHANG T., ZHU X. & LIU B. (2017). Emotional chatting machine : Emotional conversation generation with internal and external memory. *CoRR*, **abs/1704.01074**.

