



**HAL**  
open science

# L'adaptabilité comme compétence pour les systèmes de dialogue orientés tâche

Oralie Cattan

## ► To cite this version:

Oralie Cattan. L'adaptabilité comme compétence pour les systèmes de dialogue orientés tâche. 6e conférence conjointe Journées d'Études sur la Parole (JEP, 31e édition), Traitement Automatique des Langues Naturelles (TALN, 27e édition), Rencontre des Étudiants Chercheurs en Informatique pour le Traitement Automatique des Langues (RÉCITAL, 22e édition), 2020, Nancy, France. pp.85-95. hal-02786190v1

**HAL Id: hal-02786190**

**<https://hal.science/hal-02786190v1>**

Submitted on 7 Jun 2020 (v1), last revised 23 Jun 2020 (v3)

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives 4.0 International License

# L'adaptabilité comme compétence pour les systèmes de dialogue orientés tâche

Oralie Cattan

Université Paris-Saclay, LIMSI, Campus Universitaire bâtiment 507, Rue du Belvédère, 91400 Orsay, France  
prénom.nom@limsi.fr  
Qwant Research, 7 Rue Spontini, 75116, France  
initiale.nom@qwant.com

## RÉSUMÉ

---

Étendre les capacités d'adaptabilité des systèmes à toujours plus de nouveaux domaines sans données de référence constitue une pierre d'achoppement de taille. Prendre en charge plus de contenus serviciels constitue un moyen de diversifier l'éventail des capacités de compréhension des systèmes de dialogue et apporterait un véritable intérêt pour les utilisateurs par la richesse des échanges qu'elle rendrait possibles. Pour favoriser les progrès dans ce sens, la huitième édition du défi Dialog State Tracking Challenge introduit des pistes exploratoires permettant d'évaluer les capacités de généralisation et d'habileté des systèmes à composer à la fois avec la nouveauté et avec plusieurs domaines de tâches complexes. L'objectif de cet article est de rendre compte des recherches du domaine et contribue à donner des éléments de réponse de manière à mieux comprendre les limites des systèmes actuels et les méthodes appropriées pour aborder ces défis.

## ABSTRACT

---

### **Adaptability as a skill for goal-oriented dialog systems**

Extending the adaptability of systems to new domains without reference data is a major stumbling block. Taking charge of more service contents constitutes a means of diversifying the range of capacities in understanding for dialogue systems bringing real interest to users through the wealth of exchanges it would make possible. To promote progress in this direction, the eighth edition of the Dialog State Tracking Challenge introduces exploratory tracks allowing to assess the general capacities and the abilities of systems to deal with both novelty and multiple complex task domains. The objective of this paper is to report on research in the field and help to provide answers so as to better understand the limits of current systems and the appropriate methods to tackle these challenges.

**MOTS-CLÉS** : système de dialogue, suivi de l'état du dialogue guidé par des schémas, adaptabilité.

**KEYWORDS**: dialogue system, schema-guided dialog state tracking, adaptability.

---

# 1 Introduction

Les systèmes de dialogue sont des systèmes d'interface homme-machine, qui par le biais de différents canaux de communication, qu'ils soient textuels, vocaux ou visuels, voire multimodaux, permettent d'offrir des services en mettant en correspondance un utilisateur humain et un système informatique.

Il existe principalement deux grands types de systèmes de dialogue. Les systèmes orientés tâche qui interagissent avec les utilisateurs pour accomplir des tâches spécifiques. Cela peut aller de tâches simples et bien définies comme programmer une alarme à une heure précise à des tâches complexes comme la planification de voyages ou la négociation de contrats. À l'inverse, les systèmes non orientés tâche engagent généralement les utilisateurs dans des conversations brèves qui ne nécessitent pas nécessairement de tâches à accomplir et dont le but est de divertir.

En fonction du type de conversation, la structure des dialogues et les objectifs de compréhension varient et naturellement, une conversation peut impliquer un mélange d'interactions orientées tâche et non orientées tâche. Ainsi, dans la réalité, il peut exister un certain chevauchement entre ces deux types de systèmes.

Les systèmes de dialogue orientés tâche suivent généralement une architecture modulaire présentée dans la figure 1, composée a minima, d'un enchaînement de trois composantes.

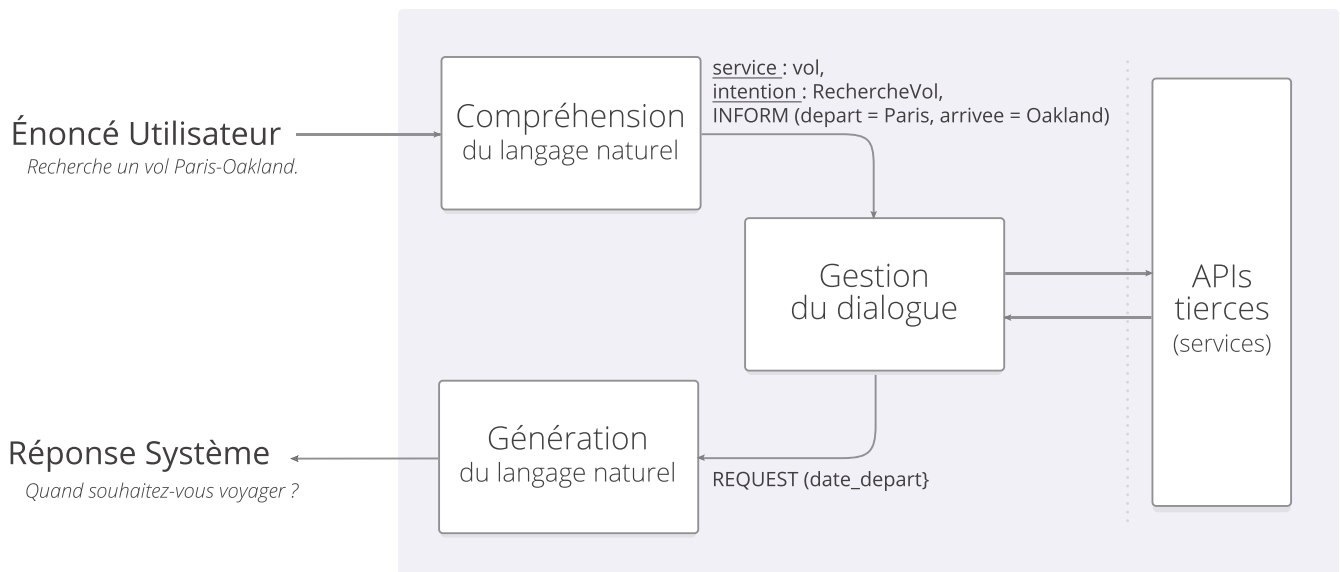


FIGURE 1 – Architecture typique d'un système de dialogue.

La compréhension du langage naturel (*natural language understanding* en anglais) fait référence à la tâche qui consiste à extraire des éléments de sens véhiculés par la requête de l'utilisateur pour construire une représentation symbolique manipulable par le système.

Elle englobe traditionnellement trois tâches :

- L'identification du domaine. Dans le cas des systèmes de dialogue multidomains, le domaine correspond à la tâche e.g. la gestion des alarmes, la réservation de vols, etc.. Elle se fonde sur une ontologie qui permet de spécifier un ensemble d'informations (intentions et concepts) nécessaires pour modéliser les connaissances du domaine.

- L'identification de l'intention. Elle correspond à une opération de classification permettant de déterminer l'objectif de l'utilisateur en fonction du domaine préalablement identifié.
- La reconnaissance des concepts (*slots* en anglais). Elle correspond à une opération d'étiquetage des segments pertinents de l'énoncé utilisateur du point de vue de l'intention. Détecter ces concepts et extraire ses valeurs permettront un traitement particulier (interaction avec une source de connaissances, stockage, etc.).

La gestion du dialogue (*dialogue management* en anglais) fait référence au module qui s'occupe de la conduite du dialogue dans le but d'accomplir une tâche. Cette gestion de l'échange d'information entre l'utilisateur et le système va de la prise de décision ou action aux moyens de faire progresser l'interaction. Pour ce faire, le gestionnaire de dialogue met à jour son état interne grâce notamment au contenu sémantique obtenu en sortie du module de compréhension et à l'historique des tours précédents qui sont nécessaires au suivi de l'avancement de la tâche de dialogue. C'est aussi à ce niveau qu'un accès à des sources de connaissances (bases de données, interfaces de programmation d'application ou APIs, etc.) peut être réalisé dans le but récupérer les données utiles à la résolution du besoin en information de l'utilisateur.

Enfin, la génération de langage naturel (*natural language generation* en anglais) fait référence à la tâche qui consiste à produire la réponse du système en langue naturelle sur la base du contenu fourni par le module précédent.

Que ces composants soient entraînés individuellement ou de bout en bout, les modèles résultants sont toujours développés pour une tâche spécifique ou un domaine particulier. Cette conception implique des limites fortes tant au niveau de leurs mises à jour qu'au niveau de leurs extensions à de nouveaux domaines où le manque de données fait effet de goulot d'étranglement. De plus, si les systèmes de dialogue orientés tâche sont largement adoptés dans l'industrie (*Siri, Cortana, Alexa*, etc.) avec une grande fiabilité, leur robustesse et portabilité multilingue et multidomaine restent limitées. En prenant en charge un nombre croissant de services par le biais d'APIs tierces pour fournir des contenus ou pour intégrer des périphériques externes, ces systèmes sont confrontés à un plus fort degré de chevauchement inter- et trans- domaines, ce qui entrave considérablement le développement rapide de nouvelles compétences.

Depuis quelques années, il existe un fort intérêt en ce qui concerne la conception de systèmes agnostiques au domaine d'application bénéficiant d'un apprentissage moins gourmand en données et couvrant une multitude de domaines pour atteindre des objectifs plus complexes.

Dans la suite de l'article, nous présentons les problèmes posés par l'adaptabilité des systèmes en caractérisant ses approches ainsi que les ressources disponibles pour conclure sur les perspectives.

## 2 L'adaptabilité comme compétence

Tout au long de leurs vies, les êtres humains démontrent d'une capacité d'apprendre à apprendre (Thrun & Pratt, 1998). Un enfant qui apprend la marche généralisera rapidement cette nouvelle compétence à d'autres contextes (présence de dénivelés, de bourrasques ou d'obstacles, etc.) avec un minimum de temps d'adaptation en s'appuyant sur son expérience et sur ses observations antérieures. Les méthodes d'apprentissage automatique traditionnelles ne rendent pas compte de cette capacité à généraliser et à mobiliser les connaissances acquises pour faire face à une tâche différente de celle rencontrée lors de l'entraînement.

Dans une entreprise réelle où les systèmes sont développés rapidement et devraient fonctionner de manière robuste pour une variété croissante de domaines et tâches, un apprentissage rapide, continu et efficace à partir d'un nombre limité d'exemples devient indispensable. C'est pourquoi, dans les sections suivantes, nous faisons un tour d'horizon des techniques actuelles qui permettent dans une certaine mesure de prendre en considération ces aspects.

## 2.1 Vers des systèmes adaptables

Nous sommes devenus capables d'entraîner des réseaux de neurones profonds pour apprendre à relier des entrées à des sorties souhaitées à partir de grandes quantités de données.

L'idée de transférer les connaissances et les compétences acquises en exploitant des données existantes, non nécessairement directement liées à la tâche pour apprendre une autre tâche à partir d'autres données n'est pas nouvelle (Caruana, 1993). On retrouve aujourd'hui cette idée, sous le nom d'apprentissage par transfert (*transfert learning* en anglais), appliquée pour entraîner un réseau sur une tâche à partir d'un modèle déjà entraîné sur une tâche similaire. En traitement automatique des langues par exemple, Zoph *et al.* (2016) ont exploité l'apprentissage par transfert pour une tâche de traduction automatique pour pallier l'absence de corpus annotés dans le cas de langues peu dotées, en tirant parti des données abondantes disponibles dans d'autres langues.

Une classe de problèmes d'apprentissage automatique qui s'apparente à celle de l'être humain qui apprend de ses erreurs en s'adaptant à son environnement, connue sous le nom d'apprentissage par renforcement (*reinforcement learning* en anglais) a permis l'émergence de systèmes performants dans des domaines impliquant une gestion de séquences d'action tels que le jeu, la robotique ou le dialogue. Toutefois, si ce type d'apprentissage a permis d'éviter une modélisation de la décision *ad hoc* du problème considéré, des connaissances expertes du domaine restent nécessaires.

Dans une tout autre perspective, des approches ont été présentées récemment sur la manière de développer des systèmes, des capacités d'apprentissage tout au long de la vie avec l'apprentissage continu (*continual learning* en anglais) (Parisi *et al.*, 2019). Jusqu'alors, une fois la phase d'entraînement achevée, les modèles demeuraient statiques : les structures et les poids entre les neurones étaient fixés. Ce mode d'apprentissage permet d'obtenir des modèles pouvant être améliorés en permanence en accumulant continuellement de nouvelles connaissances sur différentes tâches et convient à des applications où la base d'entraînement évolue dans le temps. Pour autant, le gain de flexibilité inhérent à cette capacité d'adaptation reste limité aux domaines de tâche définis et s'obtient au détriment d'une implémentation plus complexe du système.

Finalement, l'un des aspects les plus frappants de l'apprentissage humain est l'aptitude à apprendre de nouveaux concepts à partir d'un nombre limité d'exemples. Cette capacité contraste fortement avec les méthodes traditionnelles d'apprentissage automatique, qui nécessitent une quantité de données importante. Ces dernières années, on a vu apparaître une réflexion en méta sur l'apprentissage et des propositions d'algorithmes capables de résoudre le problème d'apprentissage en zéro ou quelques coups (en anglais, *zero-shot learning* et *few-shot learning*), autrement dit, avec zéro ou peu de données annotées. Introduit dans le domaine de la vision par ordinateur pour la reconnaissance d'objets (Larochelle *et al.*, 2008; Palatucci *et al.*, 2009), le méta-apprentissage (*meta-learning* en anglais) (Vanschoren, 2018; Wang *et al.*, 2019) a permis de méta-entraîner directement des modèles ayant une bonne performance en généralisation pour de nouvelles classes d'objets ou de nouveaux domaines de tâches à partir de peu de données.

## 2.2 Le cas des systèmes de dialogues

Comme on l’a vu dans la section 1, l’approche prédominante dans le domaine de la conception des systèmes de dialogue orientés tâche suit un découpage modulaire qui a pour principal avantage de permettre d’évaluer indépendamment les performances de chaque module en offrant la possibilité d’analyser l’origine des erreurs. Cependant, elle a pour défauts d’impliquer un processus d’annotation lourd et d’être peu générique, car les modèles doivent être mis à jour dès que l’on souhaite porter le système à une nouvelle tâche.

Le travail de [Tur et al. \(2014\)](#) et celui de [Ferreira et al. \(2015\)](#) pour le module de compréhension a permis de limiter ce besoin en données annotées en utilisant un apprentissage sans données de référence. On retrouve aussi cette forme d’apprentissage appliquée pour prendre en compte de nouveaux domaines ([Kumar et al., 2017](#)), de nouvelles intentions ([Chen et al., 2016](#); [Xia et al., 2018](#)) et de nouveaux concepts ([Bapna et al., 2017](#); [Lee & Jha, 2019](#)). C’est dans cette même perspective que [Lin & Xu \(2019\)](#) ont proposé une approche se fondant sur la détection de nouveautés (en anglais *novelty detection*) pour identifier des intentions non vues dans la base d’entraînement.

En ce qui concerne le module de génération, [Wen et al. \(2016\)](#) ont proposé une technique d’augmentation artificielle des données pour générer des exemples à partir d’ensembles de données délexicalisées hors domaines. Un modèle appris à partir de ces données synthétiques et ajusté sur un ensemble plus petit de données du domaine d’intérêt a permis une généralisation à de nouveaux domaines. Récemment, [Mi et al. \(2019\)](#) ont porté l’algorithme MAML ([Finn, 2018](#)), introduit pour l’interaction robotique à la génération du langage. En méta-entraînant un modèle afin qu’il soit capable de généraliser à des domaines absents de l’ensemble d’entraînement avec seulement une petite quantité de données, les auteurs ont pu comparer les performances de ce modèle, dans le cas où les domaines étaient connexes ou distants.

Développées dans le cadre d’applications multidomaines sans que de nouveaux paramétrages ou apprentissages spécifiques soient nécessaires et avec un besoin en données moindre, ces approches permettent d’explorer de nouvelles façons de réaliser des systèmes de dialogue agnostiques au domaine de tâches, indépendants de toute autre technique de détection de nouveauté. Bien que très prometteuses, elles obtiennent des résultats sur des ensembles de données synthétiques et nécessiteraient davantage de tests sur des données réelles. Aussi, ces recherches ne se concentrent que sur l’adaptation de modules individuels d’un système de dialogue alors que plusieurs résultats expérimentaux ont montré que des améliorations peuvent être apportées par une résolution jointe de certaines tâches, notamment l’identification de l’intention et la reconnaissance des concepts ([Xu & Sarikaya, 2013](#); [Hakkani-Tür et al., 2016](#); [Zhang & Wang, 2016](#); [Liu & Lane, 2016](#)).

## 3 Les ressources disponibles

Les ensembles de données existants permettant d’entraîner des systèmes de dialogue orientés tâche tels que DSTC2 ([Henderson et al., 2014](#)) et Multi-Domain Wizard-of-Oz (MultiWOZ) ([Budzianowski et al., 2018](#)) se fondent sur une ontologie statique par domaine avec un nombre de domaines, d’intentions et de concepts fixe. Comparé au corpus DSTC2 ne contenant qu’un domaine de tâche, MultiWOZ a été introduit dans une volonté d’augmenter la portabilité multidomaine des systèmes avec 7 domaines et un millier de dialogues étiquetés par domaine (cf. Table 3).

	N° de dialogues	N° de domaines	N° de concepts	N° de valeurs
<b>DSTC2</b>	1 612	1	8	212
<b>MultiWOz</b>	8 438	7	24	4 510
<b>SGD</b>	18 624	16	214	14 139
<b>MetalWoz</b>	40 388	47	-	-

TABLE 1 – Principales caractéristiques des ensembles de données.

Parce que ces derniers ne capturent pas les défis susmentionnés, deux corpus à grande échelle ont récemment été rendus publics : Meta-Learning Wizard of Oz (MetaLWOz) (Shalymov *et al.*, 2020) et Schema-Guided Dialogue (SGD) Rastogi *et al.* (2019).

### 3.1 Meta-Learning Wizard of Oz

Couvrant près de 50 domaines avec un total de 227 tâches, l’ensemble de données MetaLWOz se compose de 40 000 dialogues humain-humain. Les dialogues ont été collectés suivant un protocole de type Magicien d’Oz (pour l’anglais *Wizard-of-Oz*) (Kelley, 1984) dans lequel les participants se voient attribuer un domaine d’intérêt et une tâche spécifique qu’ils sont invités à poursuivre via le dialogue. Aucune API ou base de connaissances de domaine n’est disponible et les participants utilisent librement des concepts fictifs tout en devant rester cohérents. MetaLWOz est spécifiquement conçu pour réduire la quantité de données nécessaires pour adapter des systèmes de dialogue à de nouveaux domaines et permettre le développement de modèles génératifs reposant sur le paradigme du méta-apprentissage. Aucune annotation n’est fournie, hormis des descriptions en langue naturelle des domaines et des intentions.

### 3.2 Schema-Guided Dialogue State Tracking

Introduit à l’occasion de la 8<sup>e</sup> édition du Dialog State Tracking Challenge (Kim *et al.*, 2019), SGD (Rastogi *et al.*, 2019) comprend plus de 18 000 dialogues et couvre 16 domaines. À l’instar de MetaLWOz, il s’agit de tester le pouvoir de généralisation des modèles à des domaines non vus dans la base d’entraînement. En outre, plusieurs services peuvent être associés à un domaine, ce qui entraîne des problèmes de chevauchement inter- et trans- domaines, comme on le verra dans la section suivante. Bien que proposé pour évaluer la tâche de suivi de l’état, SGD peut aussi servir de banc d’essai pour évaluer individuellement les différents composants d’un système de dialogue. En effet, les annotations (classes et descriptions en langue naturelle) des domaines, des services, des intentions et des concepts sont fournies.

### 3.3 Les difficultés

La piste 4 de la 8<sup>e</sup> édition du Dialog State Tracking Challenge intitulé Schema-Guided Dialogue State Tracking est un défi de recherche dédié à l’évaluation du suivi de l’état du dialogue dans un cadre pratique, celui d’un système de dialogue confronté aux défis :

- d’évolutivité : la prise en charge d’un grand nombre et d’une grande variété de services à travers l’utilisation d’APIs ne doit pas entraîner une dégradation des performances du système ou remettre en cause sa structure ;

- de réutilisabilité : la gestion des données doit être efficace dans le cas où plusieurs services partagent des éléments communs ;
- d’extensibilité : l’ajout de nouvelles APIs entraîne un certain coût de développement et de maintenance qu’il serait souhaitable de limiter.

Pour un cas concret, une demande d’information comme *recherche un vol Paris-Oakland* déclenche par le système la recherche de services de réservation de vols en mesure de considérer les critères de l’utilisateur sur la base des informations présents dans l’énoncé. Les systèmes de dialogue orientés tâche nécessitent des représentations d’état explicites pour notamment interagir avec des sources externes (ici, des APIs tierces). Cependant, plusieurs services peuvent correspondre et les APIs imposent des contraintes d’accès définies par le fournisseur du service et donc des interfaces qui peuvent être différentes. C’est pour cette raison qu’un registre des schémas d’utilisation des APIs accompagne l’ensemble de données SGD. Chaque schéma définit les fonctions et paramètres d’accès attendus par une API ainsi qu’une description en langue naturelle pour le service, mais aussi pour les intentions et les concepts qui s’y rapportent.

La figure 2 illustre la manière dont les annotations correspondants à deux schémas de services similaires de réservation de vols conditionnent les états et créent des chevauchements. D’un côté l’intention *RechercheVol* et le concept *depart* du service A ainsi que l’intention *TrouveVol* et le concept *origine* du service B se correspondent. De l’autre l’intention *ReserveVol* et le concept *date\_retour* se retrouvent dans les deux services.

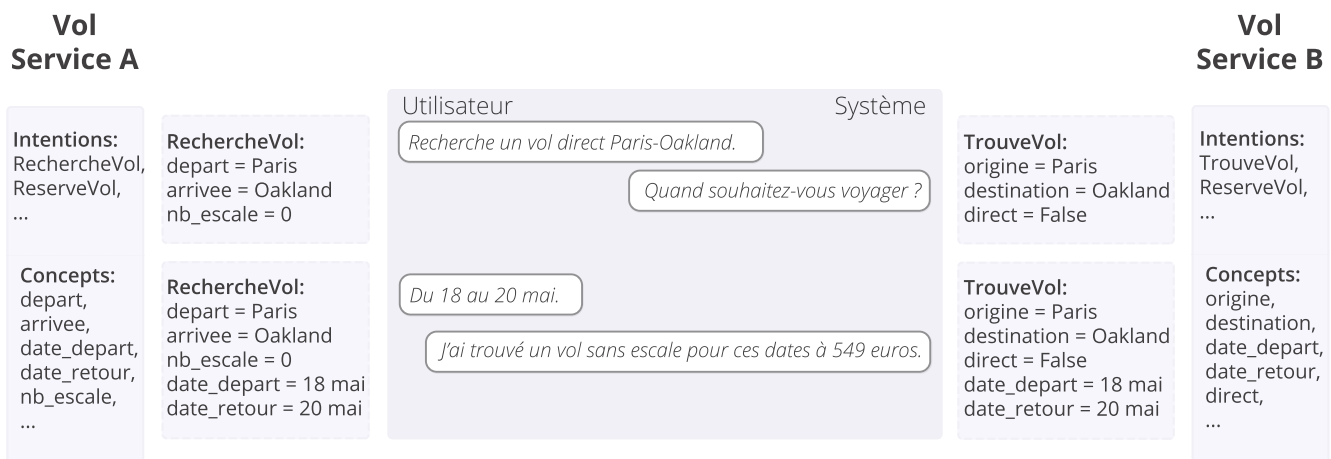


FIGURE 2 – États du dialogue conditionnés par les schémas correspondant à deux services similaires de réservations de vols. Figure adaptée en français de [Rastogi et al. \(2019\)](#).

Hormis ces problèmes de chevauchement, les systèmes développés doivent faire face à un cas particulier d’apprentissage où domaines, services, intentions et concepts peuvent ne pas être présents dans l’ensemble des exemples du corpus d’apprentissage. Par exemple, les domaines *Voyage* et *Météo* ne sont présents que dans l’ensemble de développement et le domaine *Alarme* n’est présent que dans l’ensemble de test.

Les méthodes statistiques traditionnelles apprises sur de grandes quantités de données annotées et utilisées pour résoudre des tâches comme identifier le domaine, l’intention ou étiqueter les concepts en se basant uniquement sur les étiquettes des classes ne sont pas à même de pouvoir être utilisées



ici pour traiter de ces problèmes. Dans ce cas, d'autres informations doivent être exploitées pour extrapoler ces classes directement à partir de leurs définitions.

Dans le contexte d'une tâche comme le suivi de l'état du dialogue, l'adaptation multidomaine et l'adaptation à de nouveaux domaines non vus à l'apprentissage apportent des difficultés supplémentaires. Les résultats obtenus sur les corpus DSTC2, MultiWOz et SGD présentés en table 2 permettent d'apprécier l'évolution de la complexité de la tâche, selon que l'on utilise 1 domaine (DSTC2), plusieurs domaines (MultiWOz) ou plusieurs domaines dont des nouveaux domaines absents de la base d'entraînement (SGD).

	DSTC2	MultiWOz	SGD
<b>Slot accuracy</b>	97.5	96.9	96.5
<b>Joint goal accuracy</b>	74.5	48.6	25.4
<b>Model</b>	Zhong <i>et al.</i> (2018)	Wu <i>et al.</i> (2019)	Rastogi <i>et al.</i> (2019)

TABLE 2 – Tableau des résultats obtenus sur les corpus DSTC2, MultiWOz et SGD dans le contexte d'une tâche de suivi de l'état du dialogue mesurant la capacité des systèmes à réaliser la tâche (*joint goal accuracy* en anglais) ou à reconnaître les concepts (*slot accuracy* en anglais).

C'est sur la base d'états, construits par le gestionnaire de dialogue qu'une action est choisie pour être réalisée et c'est sur elles deux (états et actions) que se fonde l'optimisation automatique d'une politique d'interaction. Les actions représentent l'unité de communication fondamentale d'un système de dialogue qui définit les types d'interactions dont il est capable (demander la valeur d'un concept, demander la confirmation de celle-ci, etc.). À chaque tour, de nombreuses actions sont à la disposition du gestionnaire de dialogue. Dans SGD, les catégories d'actions possibles du système sont spécifiées à l'aide des 10 actes de dialogue (repris dans la table 3) et peuvent se combiner pour former des actions plus complexes.

Catégorie d'actions	Description de l'action	Exemple de réponse du système
CONFIRM	Confirme la valeur d'un slot avant d'effectuer un appel à un service transactionnel.	<i>Please confirm the update : A reservation at 10 :45 am in San Francisco.</i>
INFORM	Informe l'utilisateur.	<i>No, that ticket is not refundable.</i>
INFORM_COUNT	Indique le nombre de résultats trouvés qui répondent à la demande de l'utilisateur.	<i>There is 1 such flight. It is through Southwest Airlines.</i>
NOTIFY_SUCCESS	Informe l'utilisateur que sa demande a abouti.	<i>Your reservation is made, and no they don't have any vegetarian options unfortunately.</i>
NOTIFY_FAILURE	Informe l'utilisateur que sa demande a échoué.	<i>Unfortunately I have been unable to make a reservation.</i>
OFFER	Renseigne l'utilisateur sur une certaine valeur pour un concept.	<i>Will Delta Airlines meet your requirement ?</i>
OFFER_INTENT	Propose à l'utilisateur une nouvelle intention.	<i>Would you like to purchase flight tickets from this airline ?</i>
REQUEST	Demande à l'utilisateur la valeur d'un concept.	<i>Any preferred location you would like to visit ?</i>
REQ_MORE	Demande à l'utilisateur s'il a besoin de quelque chose d'autre.	<i>Is there anything else you need help with ?</i>
GOODBYE	Met fin au dialogue.	<i>Have a nice day!</i>

TABLE 3 – Catégories d'actions, descriptions en langue naturelle et exemples de réponses du système.

Globalement, les tâches se caractérisent pas des niveaux de complexité variables. En ce qui concerne le suivi de l'état du dialogue conditionné par un schéma et la variabilité supplémentaire introduite dans le cas de schémas non vus dans la base d'entraînement, éloignés des schémas connus, associés à peu de données, on peut penser que faute d'avoir déjà rencontré les objectifs de la tâche, ou d'avoir appris à différencier suffisamment d'objectifs, le système pourra difficilement mettre en oeuvre des stratégies appropriées pour contrôler le déroulement de l'échange. Une stratégie se révèle appropriée quand elle permet d'atteindre un certain but et faire le choix d'une stratégie présuppose la connaissance du résultat visé et de la mesure de l'effort nécessaire pour y parvenir.

## 4 Conclusion et perspectives

Ces dernières années, l'apprentissage profond a permis de réaliser de nombreuses avancées dans des domaines variés où les données sont abondantes. Les modèles résultants sont dans une large mesure, spécialisés pour la tâche pour laquelle ils sont entraînés. Cette dépendance aux données se trouve être un obstacle majeur pour la portabilité vers de nouveaux domaines. Le développement de nouvelles méthodes fondées sur les données doit être adapté pour répondre à cette exigence. Par conséquent, la réduction de la quantité de données et d'annotations nécessaires pour l'entraînement des systèmes constitue une direction de recherche prioritaire dans le domaine des systèmes de dialogue.

Sans reprendre les enjeux portant sur l'éventail des capacités attendues pour un système, nous avons montré que ces capacités sont garantes d'échanges plus pertinents et de dialogues plus naturels. Nous avons présenté un tour d'horizon, succinct, de quelques approches de la littérature qui tentent de trouver un équilibre entre le connu et la nouveauté dans le processus d'acquisition de connaissances. Elles apportent des pistes intéressantes pour résoudre les problématiques auxquelles nous sommes confrontés en permettant de faciliter la conception des systèmes.

Enfin, le méta-apprentissage se trouve être un domaine actif d'intérêt croissant et nous aspirons à adapter ses algorithmes à la gestion du dialogue. Nous souhaitons pour cela étendre les réseaux de codes hybrides (Williams *et al.*, 2017) qui ont comme particularité de pouvoir concilier un apprentissage de bout en bout et l'intégration de codes métier (connaissances expertes) qui permettent de limiter certaines suites d'actions tout en réduisant considérablement la complexité d'apprentissage et la quantité de données requise pour l'entraînement. Pour ce faire il s'agira de repenser la représentation des actions et des états en considérant un espace «de plus haut niveau» tout en gardant la possibilité d'injecter de la supervision à l'aide de métarègles compatibles avec le paradigme du méta-apprentissage.

## Références

- BAPNA A., TÜR G., HAKKANI-TÜR D. & HECK L. (2017). Towards zero-shot frame semantic parsing for domain scaling. In *Proceedings of the 2017 INTERSPEECH Conference*, p. 2476–2480. DOI : [10.21437/Interspeech.2017-518](https://doi.org/10.21437/Interspeech.2017-518).
- BUDZIANOWSKI P., WEN T.-H., TSENG B.-H., CASANUEVA I., ULTES S., RAMADAN O. & GAŠIĆ M. (2018). MultiWOZ - a large-scale multi-domain wizard-of-Oz dataset for task-oriented dialogue modelling. In *Proceedings of the 2018 EMNLP Conference*, p. 5016–5026. DOI : [10.18653/v1/D18-1547](https://doi.org/10.18653/v1/D18-1547).
- CARUANA R. (1993). Multitask learning : A knowledge-based source of inductive bias. In *Proceedings of the 1993 ICML Conference*, p. 41–48. DOI : [10.1016/b978-1-55860-307-3.50012-5](https://doi.org/10.1016/b978-1-55860-307-3.50012-5).
- CHEN Y., HAKKANI-TÜR D. & HE X. (2016). Zero-shot learning of intent embeddings for expansion by convolutional deep structured semantic models. In *Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, p. 6045–6049.
- FERREIRA E., JABAIA B. & LEFÈVRE F. (2015). Online adaptive zero-shot learning spoken language understanding using word-embedding. In *Proceedings of the 2015 ICASSP Conference*, p. 5321–5325. HAL : [hal-02042298](https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-02042298).
- FINN C. (2018). *Learning to Learn with Gradients*. Thèse de doctorat, EECS Department, University of California, Berkeley.

- HAKKANI-TÜR D., TÜR G., ÇELIKYILMAZ A., CHEN Y., GAO J., DENG L. & WANG Y. (2016). Multi-domain joint semantic frame parsing using bi-directional RNN-LSTM. In N. MORGAN, Éd., *Proceedings of the 2016 INTERSPEECH Conference*, p. 715–719. DOI : [10.21437/Interspeech.2016-402](https://doi.org/10.21437/Interspeech.2016-402).
- HENDERSON M., THOMSON B. & WILLIAMS J. D. (2014). The second dialog state tracking challenge. In *Proceedings of the 2014 SIGDIAL Conference*, p. 263–272. DOI : [10.3115/v1/W14-4337](https://doi.org/10.3115/v1/W14-4337).
- KELLEY J. F. (1984). An iterative design methodology for user-friendly natural language office information applications. *ACM Transactions on Office information systems*, **2**(1), 26–41. DOI : [10.1145/357417.357420](https://doi.org/10.1145/357417.357420).
- KIM S., GALLEY M., GUNASEKARA R. C., LEE S., ATKINSON A., PENG B., SCHULZ H., GAO J., LI J., ADADA M., HUANG M., LASTRAS L., KUMMERFELD J. K., LASECKI W. S., HORI C., CHERIAN A., MARKS T. K., RASTOGI A., ZANG X., SUNKARA S. & GUPTA R. (2019). The eighth dialog system technology challenge. *CoRR*, **abs/1911.06394**.
- KUMAR A., MUDDIREDDY P., DREYER M. & HOFFMEISTER B. (2017). Zero-shot learning across heterogeneous overlapping domains. In *Proceedings of the 2017 INTERSPEECH Conference*, p. 2914–2918. DOI : [10.21437/Interspeech.2017-516](https://doi.org/10.21437/Interspeech.2017-516).
- LAROCHELLE H., ERHAN D. & BENGIO Y. (2008). Zero-data learning of new tasks. In *Proceedings of the 2008 AAAI Conference*, p. 646–651.
- LEE S. & JHA R. (2019). Zero-shot adaptive transfer for conversational language understanding. In *Proceedings of the 2019 AAAI Conference*, p. 6642–6649. DOI : [10.1609/aaai.v33i01.33016642](https://doi.org/10.1609/aaai.v33i01.33016642).
- LIN T.-E. & XU H. (2019). Deep unknown intent detection with margin loss. In *Proceedings of the 2019 ACL Conference*, p. 5491–5496. DOI : [10.18653/v1/P19-1548](https://doi.org/10.18653/v1/P19-1548).
- LIU B. & LANE I. (2016). Attention-based recurrent neural network models for joint intent detection and slot filling. In *Proceedings of the 2016 INTERSPEECH Conference*, p. 685–689. DOI : [10.21437/Interspeech.2016-1352](https://doi.org/10.21437/Interspeech.2016-1352).
- MI F., HUANG M., ZHANG J. & FALTINGS B. (2019). Meta-learning for low-resource natural language generation in task-oriented dialogue systems. In S. KRAUS, Éd., *Proceedings of the 2019 IJCAI Conference*, p. 3151–3157. DOI : [10.24963/ijcai.2019/437](https://doi.org/10.24963/ijcai.2019/437).
- PALATUCCI M., POMERLEAU D., HINTON G. E. & MITCHELL T. M. (2009). Zero-shot learning with semantic output codes. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, p. 1410–1418.
- PARISI G. I., KEMKER R., PART J. L., KANAN C. & WERMTER S. (2019). Continual lifelong learning with neural networks : A review. *Neural Networks*, **113**, 54 – 71. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2019.01.012>.
- RASTOGI A., ZANG X., SUNKARA S. K., GUPTA R. & KHAITAN P. (2019). Towards scalable multi-domain conversational agents : The schema-guided dialogue dataset. *To appear at AAAI 2020*.
- SHALYMINOV I., SORDONI A., ATKINSON A. & SCHULZ H. (2020). Hybrid generative-retrieval transformers for dialogue domain adaptation. *CoRR*, **abs/2003.01680**.
- THRUN S. & PRATT L., Éd. (1998). *Learning to Learn*. USA : Kluwer Academic Publishers.
- TUR G., HAKKANI-TÜR D. & HECK L. (2014). Zero-shot learning and clustering for semantic utterance classification. In *Proceedings of the 2014 ICLR Conference*.
- VANSCHOREN J. (2018). Meta-learning : A survey. *CoRR*, **abs/1810.03548**.

- WANG W., ZHENG V. W., YU H. & MIAO C. (2019). A survey of zero-shot learning : Settings, methods, and applications. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, **10**(2). DOI : [10.1145/3293318](https://doi.org/10.1145/3293318).
- WEN T.-H., GAŠIĆ M., MRKŠIĆ N., ROJAS-BARAHONA L. M., SU P.-H., VANDYKE D. & YOUNG S. (2016). Multi-domain neural network language generation for spoken dialogue systems. In *Proceedings of the NAACL 2016 Conference*, p. 120–129. DOI : [10.18653/v1/N16-1015](https://doi.org/10.18653/v1/N16-1015).
- WILLIAMS J. D., ASADI K. & ZWEIG G. (2017). Hybrid code networks : practical and efficient end-to-end dialog control with supervised and reinforcement learning. In *Proceedings of the 2017 ACL Conference*, p. 665–677. DOI : [10.18653/v1/P17-1062](https://doi.org/10.18653/v1/P17-1062).
- WU C.-S., MADOTTO A., HOSSEINI-ASL E., XIONG C., SOCHER R. & FUNG P. (2019). Transferable multi-domain state generator for task-oriented dialogue systems. In *Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*, p. 808–819, Florence, Italy : Association for Computational Linguistics. DOI : [10.18653/v1/P19-1078](https://doi.org/10.18653/v1/P19-1078).
- XIA C., ZHANG C., YAN X., CHANG Y. & YU P. (2018). Zero-shot user intent detection via capsule neural networks. In *Proceedings of the 2018 EMNLP Conference*, p. 3090–3099. DOI : [10.18653/v1/D18-1348](https://doi.org/10.18653/v1/D18-1348).
- XU P. & SARIKAYA R. (2013). Convolutional neural network based triangular crf for joint intent detection and slot filling. In *Proceedings of the 2013 IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition and Understanding (ASRU)*, p. 78–83. DOI : [10.1109/ASRU.2013.6707709](https://doi.org/10.1109/ASRU.2013.6707709).
- ZHANG X. & WANG H. (2016). A joint model of intent determination and slot filling for spoken language understanding. In *Proceedings of the 2016 IJCAI Conference*, p. 2993–2999.
- ZHONG V., XIONG C. & SOCHER R. (2018). Global-locally self-attentive encoder for dialogue state tracking. In *Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1 : Long Papers)*, p. 1458–1467, Melbourne, Australia : Association for Computational Linguistics. DOI : [10.18653/v1/P18-1135](https://doi.org/10.18653/v1/P18-1135).
- ZOPH B., YURET D., MAY J. & KNIGHT K. (2016). Transfer learning for low-resource neural machine translation. In *Proceedings of the 2016 EMNLP Conference*, p. 1568–1575. DOI : [10.18653/v1/D16-1163](https://doi.org/10.18653/v1/D16-1163).