# Conversational User Interfaces - Einführung und Vergleich aktueller Technologien

Markus Glas
Technische Hochschule Nürnberg Georg Simon Ohm
Fakultät Informatik
Hohfederstr. 40, 90489 Nürnberg
Email: glasma60952@th-nuernberg.de

Zusammenfassung—Conversational User Interfaces (CUI) haben in der Informatik eine lange Historie und erleben jüngst eine Renaissance durch Sprachassistenten in Smartphones und Smart Speaker. Der Aufbau und Ablauf einer Konversation folgt dabei grundlegend ähnlichen Prinzipien und versucht Menschzu-Mensch-Konversationen nachzubilden. Das Verständnis von Äußerungen und Kontexten durch die Extraktion und Interpretation bestimmter Satzteile ist ein grundlegender Bestandteil zur Entwicklung von Conversational User Interfaces. Sowohl Dienste namhafter IT-Unternehmen als auch Open-Source-Projekte bieten heutzutage diese Funktionalitäten an. Ein Vergleich unterschiedlicher Dienste zeigt, dass quelloffene und kostenfreie Systeme ähnlich gute Ergebnisse wie kommerzielle Dienste erzielen können. Die Unterstützung deutschsprachiger Konversationen ist in manchen Fällen noch nicht ausgereift. Jedoch sind einige Dienste bereits für deutschsprachige Konversationen einsetzbar.

## I. Einführung

Conversational User Interfaces (CUI) erlauben eine natürlichsprachliche Kommunikation zwischen Mensch und Computer. Erste textbasierte CUI wurden bereits Mitte der 1960er Jahre entwickelt, etwa ELIZA [1], welches einen Psychotherapeuten mittels einfacher Textanalyse und Wortvergleichen simulierte. Die seit den späten 1980er Jahren existierenden sprachbasierten Dialogsysteme, auch bekannt als Voice User Interfaces (VUI), erweitern den Funktionsumfang von CUI.

Bis dato existieren CUI für eine Vielzahl von Bereichen, etwa zur Buchung eines Fluges¹ oder Artikelsuche auf eBay², bis hin zu Anwendungen im medizinischen Bereich, etwa zur Bekämpfung von Demenz³ oder zur Erstellung allgemeinmedizinischer Diagnosen⁴. Daneben erfreuen sich digitale Sprachassistenten, wie etwa Apple's Siri oder Google's Assistant, immer größerer Beliebtheit. Infolgedessen drängen mehr Hersteller von CUI-Systemen mit neuen Softwarebibliotheken, Frameworks oder Diensten auf den Markt.

Auch im Bereich der Pflege finden CUI heutzutage Einsatz, etwa als integrierte Sprachschnittstelle in humanoiden Robotern [2], [3], [4]. Mit ihrer Hilfe bieten sich Chancen zur psychischen und physischen Entlastung von Pflegekräften

im Arbeitsalltag [5], [6]. Des Weiteren existieren digitale Assistenten für den privaten Gebrauch, welche speziell ältere Menschen im Alltag unterstützen, unterhalten oder den Kontakt mit Familien und Freunden aufrechterhalten sollen<sup>5</sup> <sup>6</sup>.

In dieser Arbeit soll eine Einführung in den Stand der Technik von CUI-Systemen gegeben und verschiedene Dienste zur Verarbeitung natürlicher Sprache untersucht werden. Dazu werden die aktuell populärsten Systeme zur Erkennung natürlicher Sprache (Natural Language Understanding, NLU) für den Einsatz zur Unterstützung älterer Menschen verglichen.

#### II. TEXT- UND SPRACH-BASIERTE SYSTEME

Heutige CUI lassen sich allgemein in zwei Kategorien aufteilen [7]. Zum einen existieren rein textbasierte Dialogsysteme, oft auch als *Chatbots* oder *Chatterbots* bezeichnet. Zum anderen existieren Voice User Interfaces (VUI), welche sprachbasiert arbeiten und dem Nutzer eine natürlichere Kommunikationsform anbieten. Die im Hintergrund stattfindende Spracherkennung und Kontrolle des Dialogflusses ist in beiden Fällen ähnlich oder zum Teil komplett identisch. Teilweise werden Chatbot-Systeme um eine Sprachschnittstelle erweitert und bieten dem Nutzer sowohl text- als auch sprachbasierte Interaktion an. Amazon's Lex Service<sup>7</sup> zur Erstellung von CUI nutzt etwa dieselbe Technologie, welche auch im Smart Speaker *Amazon Echo* Verwendung findet.

Im Nachfolgenden wird der Fokus auf Chatbots, also textbasierte Sprachsysteme gelegt, da alle verglichenen Systeme diese Form der Interaktion unterstützen.

#### III. AUFBAU UND ABLAUF EINER KONVERSATION

Zur Implementierung eines CUI ist es notwendig, zunächst den Konversationsablauf formal zu definieren. Als Vorlage dient die Mensch-zu-Mensch-Konversation, um Kommunikation möglichst natürlich wirken zu lassen. Das bedeutet, der Nutzer sollte nicht das Gefühl haben, mit einer Maschine zu kommunizieren.

<sup>&</sup>lt;sup>1</sup>https://social.klm.com/flightinfo/messenger/

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>https://shopbot.ebay.com/

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup>http://endurancerobots.com/azbnmaterial/a-robot-companion-for-senior-people-and-patients-with-alzheimer-s-disease/

<sup>4</sup>https://medwhat.com/

<sup>5</sup>http://www.ikbenalice.nl/

<sup>6</sup>https://elliq.com/

<sup>&</sup>lt;sup>7</sup>https://aws.amazon.com/de/lex/

#### A. Mensch-zu-Mensch-Konversation

Generell wird der Begriff Konversation genutzt, um eine informelle Form der Unterhaltung zwischen Menschen zu beschreiben [7]. Im Gegensatz dazu kann ein Konversationspartner einen bestimmten Zweck oder eine Absicht verfolgen. Etwa bei der Frage nach dem Wetter erwartet der Fragende eine adäquate Antwort und trifft ebenfalls die Annahme, dass der Gefragte das Wissen zur Beantwortung besitzt bzw. es sich durch weitere Quellen aneignen kann [8]. Diese Form des Dialogs ist Grundlage für die Architektur heutiger Chatbot-Systeme. Üblicherweise gilt dabei eine klare Rollenverteilung. Der Benutzer übernimmt die Rolle des Sprechers (Fragenden) und der Chatbot die des Zuhörers (Gefragten) (vgl. Abb. 1). Es ist jedoch auch eine umgekehrte Verteilung denkbar bzw. Mischformen in denen der Chatbot zeitweise die Rolle des Fragenden übernimmt. Dies ist teilweise auch notwendig, etwa um fehlende Informationen zur Beantwortung einer Frage beim Benutzer einzuholen.

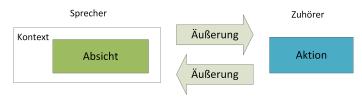


Abbildung 1. Aufbau einer Konversation zwischen Sprecher und Zuhörer

#### B. Konversationen mit Chatbots

Geht man vom Standardfall aus, also dem Benutzer als Sprecher und Chatbot als Zuhörer, lassen sich die Elemente einer Konversation schematisch gemäß Abbildung 2 aufteilen. Der Benutzer verfolgt eine gewisse *Absicht* (engl. *Intent*), etwa will er wissen wie das Wetter wird.

Der Benutzer (Sprecher) kann seine Absicht in unterschiedlichen Formen zum Ausdruck bringen, weshalb eine 1-zu-n-Beziehung zwischen Absichten und Äußerungen (engl. *Utterances*) besteht (vgl. Abb. 2).

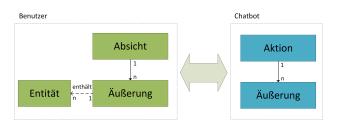


Abbildung 2. Aufbau einer Konversation zwischen Benutzer und Chatbot

Zur Wettervorhersage wären etwa die Äußerungen "Wie wird heute das Wetter?" oder "Kannst du mir die Wettervorhersage für Nürnberg geben?" denkbar. Die Äußerungen enthalten wiederum Entitäten, welche dem Chatbot-System bei der Erkennung der Absicht und dem Verfolgen des Dialogkontextes helfen. In beiden genannten Äußerungen zur Wettervorhersage kann etwa das Wort bzw. Teilwort Wetter zur

Erkennung dienen. Die Entitäten *heute* und *Nürnberg*, für Zeitund Ortsangabe, sind zur Beantwortung der Frage notwendig. Nicht vorhandene, jedoch notwendige Entitäten müssen vom System nachgefragt werden.

Die Festlegung der Entitäten geschieht a priori und ist Teil des Trainingsprozess eines NLU-Systems. Üblicherweise werden diese manuell vom Entwickler angegeben. In einigen NLU-Systemen werden gängige Entitäten, wie Zeit- oder Ortsangaben, auch implizit erkannt.

Neben domänenspezifischen Äußerungen sollten Chatbot-Systeme auch über generelle Äußerungen zur Einführung des Benutzers verfügen [9]. Des Weiteren werden einfache Intents für Begrüßung, Verabschiedung, Zustimmung, Ablehnung usw. benötigt.

Schegloff und Sacks [10] führten den Begriff der Adjazenzpaare in Konversationen ein, um Zusammengehörigkeit zweier Äußerungen zu beschreiben. Typische Beispiele sind Begrüßung-Begrüßung, Frage-Antwort oder Verabschiedung-Verabschiedung. In einfachen Fällen funktioniert diese Interpretation gut, stößt jedoch bei komplexeren Anfragen oder dem Einschub einer neuen Anfrage an ihre Grenzen. In heutigen Systemen wird deshalb vom Konversationsfluss (Dialogflow) gesprochen [7]. Ziel ist es, Beispiele vollständiger Konversationsabläufe, etwa von der Begrüßung bis zur finalen Antwort des Chatbots, zu gestalten und das System mit Hilfe von Machine Learning darauf zu trainieren.

#### IV. CUI-ENTWURF

Für den Entwurf von CUI- oder Chatbot-Systemen existieren bis dato keine einheitlichen oder weit verbreiteten Standards. Die Auszeichnungssprache AIML<sup>8</sup> (Artificial Intelligence Markup Language) bietet ein XML-ähnliches Format (vgl. Abb. 3), welches genutzt werden kann, um Konversationen abzubilden [11].

Abbildung 3. Artificial Intelligence Markup Language (AIML) [12]

Da keines der hier verglichenen Systeme AIML direkt unterstützt, jedoch einige die Notation im JSON<sup>9</sup>-Format (Java Script Object Notation), wird zur Evaluation als Zielformat JSON in struktureller Anlehnung an AIML gewählt. Die Intents werden zunächst in informeller tabellarischer Form notiert und später manuell bzw. teilautomatisiert in das jeweilige Zielformat überführt.

<sup>&</sup>lt;sup>8</sup>https://www.pandorabots.com/docs/aiml/aiml-basics.html

<sup>&</sup>lt;sup>9</sup>https://www.json.org/json-de.html

# A. Architektur heutiger CUI-Systeme

Grundsätzlich lassen sich aktuelle CUI-Systeme in zwei Hauptkomponenten unterteilen:

- Natural Language Understanding (NLU) und
- Dialog-Management.

Die *NLU-Komponente* übernimmt die Aufgabe der Erkennung eines Intents und die Extraktion der Entitäten aus den Äußerungen. Die NLU-Komponente ist somit stark sprachabhängig und wird meist auf eine Zielsprache trainiert.

Die *Dialog-Management-Komponente* ist zuständig für die Speicherung des Kontextes und die Generierung bzw. Auswahl passender Antworten. Die Auswahl trifft bei aktuellen Systemen in der Regel ein probabilistischer Machine-Learning-Algorithmus, um u. a. große *If-Else-Abfragen* zu vermeiden [13]. Des Weiteren werden im Dialog-Management Aktionen zur Abfrage von Datenbanken oder anderen Datenquellen realisiert. Abbildung 4 zeigt den Ablauf vom Eintreffen einer Äußerung bis zur Beantwortung durch das System.

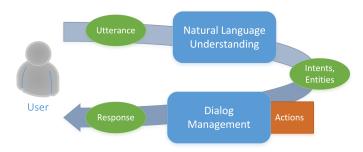


Abbildung 4. Ablauf eines Dialog-Systems

#### V. VERGLEICH VON NLU-SYSTEMEN

Für die Evaluation aktueller NLU-Systeme sollen die vier populärsten verglichen werden, welche nachfolgend aufgelistet sind.

- LUIS<sup>10</sup>
- Dialogflow<sup>11</sup>
- Wit.ai<sup>12</sup>
- Rasa-NLU<sup>13</sup>

Die drei erstgenannten Systeme sind Produkte großer IT-Unternehmen: LUIS (Microsoft), Dialogflow (Google), Wit.ai (Facebook). Die Konfiguration erfolgt über eine Weboberfläche. Die Kommunikation mit dem Benutzer und Dialog Management wird über eine Webschnittstelle (REST-API) realisiert. Die Antwort (HTTP-Response) enthält die Intents und Entities im JSON-Format. Da es sich um geschlossene Systeme handelt, bleiben die internen Abläufe weitestgehend intransparent. Ausnahme bildet Rasa-NLU, welches eine Open-Source-Software darstellt. Das Training und die Nutzung erfolgt zudem direkt auf dem verwendetem System, was eine

Offline-Fähigkeit ermöglicht und einen Geschwindigkeitsvorteil gegenüber den anderen Systemen bieten kann.

Als Zielsprache wird in dieser Arbeit deutsch gewählt, d. h. es wird ausschließlich mit Äußerungen und Antworten in deutscher Sprache gearbeitet. Die Äußerungen und Absichten werden auf das Anwendungsgebiet zur Unterstützung älterer und pflegebedürftiger Menschen ausgerichtet.

#### A. Definition der Intents

Zur Definition der Intents werden existierende CUI-Systeme zur (Alten-)Pflege betrachtet und darüber hinaus eigene Fälle definiert.

Einige bekannte Altenpflege-Systeme, welche bereits in der Praxis Anwendung fanden, wurden in Form von humanoiden Robotern inklusive Sprachschnittstelle umgesetzt. Zu nennen sind hier Pearl [14], Care-O-Bot [3] und RoboCare [15]. Diese bieten Funktionen zur Erinnerung an Termine, Einnahme von Tabletten oder zum Planen sozialer Aktivitäten. Zusätzlich werden Intents für den Kontakt mit Familienmitgliedern oder Freunden erstellt. Dies resultiert in insgesamt fünf Intents, welche nachfolgend als (*Core Intents*) bezeichnet werden (vgl. Tab. I).

Tabelle I CORE INTENTS

Intent	Beispieläußerung
introduce	"Ich heiße Martha."
search_event	"Welche Veranstaltungen gibt es heute?"
get_to_know	"Wer bist du?"
find_appointment	"Habe ich heute Termine?"
contact_selection	"Ich will meine Tochter mitnehmen."

Daneben werden nicht-domänenspezifische Intents definiert. Dazu zählen etwa Begrüßung (greet) oder Zustimmung (agree), welche im Folgenden als Basic Intents bezeichnet werden (vgl. Tabelle II).

Tabelle II BASIC INTENTS

Intent	Beispieläußerung
greet	"Hallo"
goodbye	"Auf Wiedersehen"
agree	"Ja, das stimmt"
decline	"Nein, das ist nicht korrekt"

Das Vorgehen zur Evaluation erfolgt in Anlehnung an Braun et al. [16]. Es wird zunächst ein Trainings- und Validierungskorpus mit allen Intents und entsprechenden Äußerungen im JSON-Format erstellt (vgl. Listing 1). Die Entitäten werden manuell annotiert. Der Trainingskorpus wird genutzt, um die NLU-Systeme auf die Äußerungen zu trainieren. Dieser wird per Upload in das jeweilige Systeme geladen, wobei nicht alle Systeme über eine solche Funktion verfügen. Im diesen Fällen erfolgt eine manuelle Eingabe über die Weboberfläche.

Der Validierungskorpus folgt strukturell dem des Trainingskorpus, enthält jedoch Äußerungen, welche nicht Bestandteil des Trainingskorpus sind. Die Anzahl der Utterances beträgt etwa 40 % der des Trainingskorpus.

<sup>10</sup>https://www.luis.ai/

<sup>11</sup>https://dialogflow.com/

<sup>12</sup>https://wit.ai/

<sup>13</sup>https://nlu.rasa.com/

# Listing 1 AUSSCHNITT DES TRAININGSKORPUS

```
{
  "text": "hallo",
  "intent": "greet",
  "entities": []
},
{
  "text": "mein name ist elisabeth",
  "intent": "introduce",
  "entities": [
  { "start": 14,
      "end": 23,
      "value": "elisabeth",
      "entity": "firstname" }
  ]
}
```

## B. Bewertungskriterien

Es werden die drei nachfolgenden Kriterien zur Bewertung der Leistungsfähigkeit herangezogen:

- Accuracy-score (Korrektklassifizierungsrate)
- F1-score
- Entity-score: Erkennungsrate der Entitäten

Der *Accuracy-score* ist das Verhältnis von korrekt vorhergesagten Intents zur Gesamtanzahl Intents im Validierungskorpus [17]. Der *F1-score* bietet ein Genauigkeitsmaß, welches die Werte für Genauigkeit (precision) und Trefferquote (recall) berücksichtigt [17]. Beide Maße ergeben sich aus den richtigpositiven (RP), falsch-positiven (FP) bzw. falsch-negativen (FN) Werten.

$$precision = rac{RP}{RP + FP}$$
  $recall = rac{RP}{RP + FN}$   $F_1 = 2 \cdot rac{precision \cdot recall}{precision + recall}$ 

Wird ein Intent richtig erkannt, werden ebenfalls die korrekt erkannten Entitäten gespeichert und abschließend der Mittelwert gebildet, was im *Entity-score* resultiert. Zusätzlich wird die Zeit gemessen die ein Dienst benötigt, um Intent und Entities zurückzuliefern.

#### C. Ergebnisse

Eine Übersicht der Ergebnisse ist in Abbildung 5 dargestellt. Die schlechteste Genauigkeit erreicht *Wit.ai* mit lediglich 21 % Accuracy. Allerdings handelt es zum Zeitpunkt dieses Projekts um eine Beta-Version für die deutsche Sprache. Somit kann zukünftig eine Steigerung erwartet werden. Die drei anderen NLU-Systeme zeigen bei der Accuracy ähnliche Ergebnisse von über 75 %. Ebenfalls liegen die F1-scores bei *LUIS* und *Dialogflow* mit 73,2 % bzw. 74,3 % nahe zusammen. *Rasa-NLU* erreicht hierbei 71 % und *Wit.ai* liegt mit knapp 26 % deutlich dahinter.

Der Entity-Score ist bei Rasa-NLU mit 93 % am größten und damit 10 % vor dem zweitbesten Score von LUIS mit 82 %.

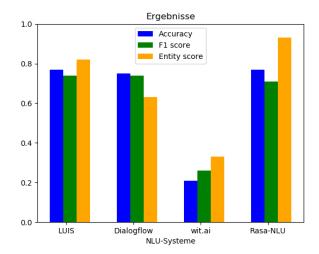


Abbildung 5. Ergebnisse im Vergleich

Die durchschnittliche Antwortzeit ist bei *Rasa-NLU* wie zu erwarten sehr kurz, da es lokal auf demselben System läuft. Im Gegensatz dazu müssen die anderen Systeme per HTTP-Request abgefragt werden. Von diesen beantwortet *Dialogflow* mit einer durchschnittlichen Dauer von 22 Millisekunden die Anfragen am schnellsten.

Die Ergebnisse dienen lediglich als Anhaltspunkte, da weitere Faktoren wie Internetanbindung und Auslastung des Remote-Systems nicht berücksichtigt werden. Die kurzen Antwortzeiten von *Rasa-NLU* im Vergleich zu den anderen Systeme sind jedoch eindeutig.

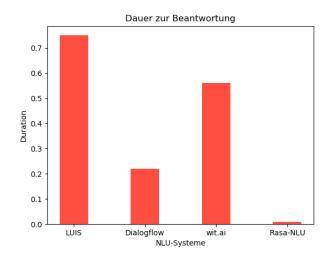


Abbildung 6. Durchschnittliche Dauer zur Beantwortung einer Anfrage

Die Ergebnisse zeigen, dass LUIS, Dialogflow und Rasa-NLU für die Verwendung in Betracht kommen. Sie weisen in allen drei Kriterien ähnlich gute Werte auf. Rasa-NLU bietet darüber hinaus den Vorteil der Transparenz durch Open Source, der Offline-Fähigkeit und Geschwindigkeitsvorteile durch die Verwendung eines lokalen Modells.

#### VI. ZUSAMMENFASSUNG

Aktuelle CUI-Systeme basieren auf denselben grundlegenden Konzepten und versuchen Konversationen anhand des menschlichen Vorbilds möglichst natürlich wirken zu lassen. Der Entwurf der Dialogflusses obliegt weitestgehend dem Entwickler und erfordert trotz des Einsatzes von Machine Learning viel manuellen Aufwand. Fehlende Standards für den Entwurf von Konversationen erschweren zudem den Vergleich unterschiedlicher Plattformen. Die NLU-Komponente bildet das Bindeglied zwischen Benutzer und Dialog Management. Beim Vergleich aktueller Systeme zeigt sich, dass LUIS, Dialogflow und Rasa-NLU für deutschsprachige Anwendungen gute Ergebnisse erzielen. Das Open-Source-System Rasa-NLU kann im Vergleich zu den Diensten namhafter IT-Unternehmen in der hier verwendeten Domäne ähnliche Ergebnisse erzielen. Für die Auswahl eines der drei Systeme können weitere Kriterien wie Kosten oder Performanz hinzugezogen und der Korpus erweitert werden.

#### LITERATUR

- [1] J. Weizenbaum, "ELIZA—a Computer Program for the Study of Natural Language Communication Between Man and Machine," *Commun. ACM*, vol. 9, no. 1, pp. 36–45, Jan. 1966. [Online]. Available: http://doi.acm.org/10.1145/365153.365168
- [2] H. Eilers, "CARE|BOTS Roboter in der Pflege," 2018. [Online]. Available: http://www.roboter-in-der-pflege.de/?home
- [3] B. Graf, M. Hans, and R. D. Schraft, "Care-O-bot II—Development of a Next Generation Robotic Home Assistant," *Autonomous Robots*, vol. 16, no. 2, pp. 193–205, Mar. 2004. [Online]. Available: https://doi.org/10.1023/B:AURO.0000016865.35796.e9
- [4] J. Broekens, M. Heerink, and H. Rosendal, "Assistive social robots in elderly care: a review," *Gerontechnology*, pp. 94–103, 2009.
- [5] M. Merda, K. Schmidt, and B. Kähler, "Pflege 4.0 Einsatz moderner Technologien aus der Sicht professionell Pflegender," Berufsgenossenschaft für Gesundheitsdienst und Wohlfahrtspflege (BGW), Aug. 2017. [Online]. Available: https://www.bgw-online.de/ DE/Medien-Service/Medien-Center/Medientypen/BGW-Broschueren/ BGW09-14-002-Pflege-4-0-Einsatz-moderner-Technologien.html
- [6] B. Graf, T. Heyer, B. Klein, and F. Wallhoff, "Servicerobotik für den demografischen Wandel: Mögliche Einsatzfelder und aktueller Entwicklungsstand," *Bundesgesundheitsblatt - Gesundheitsforschung -Gesundheitsschutz*, vol. 56, no. 8, pp. 1145–1152, Aug. 2013. [Online]. Available: http://link.springer.com/10.1007/s00103-013-1755-9
- [7] M. McTear, The conversational interface. [Cham]: Springer International Publishing, 2016.
- [8] J. R. Searle and J. R. Searle, Speech Acts: An Essay in the Philosophy of Language. Cambridge University Press, Jan. 1969.
- [9] A. Shevat, Designing Bots: Creating Conversational Experiences. O'Reilly Media, Inc., May 2017.
- [10] E. A. Schegloff and H. Sacks, "Opening up Closings," Semiotica, vol. 8, no. 4, pp. 289–327, 1973.
- [11] H. Bunt, "The Semantics of Dialogue Acts," in *Proceedings of the Ninth International Conference on Computational Semantics (IWCS 2011)*. Association for Computational Linguistics, 2011. [Online]. Available: http://aclweb.org/anthology/W/W11/W11-0101
- [12] M. d. G. Bruno Marietto, R. V. Aguiar, G. d. O. Barbosa, W. T. Botelho, E. Pimentel, R. d. S. Franca, and V. L. da Silva, "Artificial Intelligence Markup Language: A Brief Tutorial," *International Journal of Computer Science & Engineering Survey*, vol. 4, no. 3, pp. 1–20, Jun. 2013. [Online]. Available: http://www.airccse.org/journal/ijcses/papers/4313ijcses01.pdf
- [13] T. Bocklisch, J. Faulkner, N. Pawlowski, and A. Nichol, "Rasa: Open Source Language Understanding and Dialogue Management," 31st Conference on Neural Information Processing System (NIPS 2017), p. 9, 2017.

- [14] M. E. Pollack, L. Brown, D. Colbry, C. Orosz, B. Peintner, S. Ramakrishnan, S. Engberg, J. Matthews, J. Dunbar-Jacob, C. E. Mccarthy, M. Montemerlo, J. Pineau, and N. Roy, "Pearl: A Mobile Robotic Assistant for the Elderly," Jun. 2002.
- [15] S. Bahadori, A. Cesta, G. Grisetti, L. Iocchi, R. D. Leone, D. Nardi, A. Oddi, F. S. T. Pécora, and R. Rasconi, "RoboCare: an Integrated Robotic System for the Domestic Care of the Elderly," 1995.
- [16] D. Braun, A. Hernandez-Mendez, F. Matthes, and M. Langen, "Evaluating Natural Language Understanding Services for Conversational Question Answering Systems," in *Proceedings of the* 18th Annual SIGdial Meeting on Discourse and Dialogue. Saarbrücken, Germany: Association for Computational Linguistics, Aug. 2017, pp. 174–185. [Online]. Available: http://aclweb.org/anthology/W17-5522
- [17] S. Raschka and V. Mirjalili, Python Machine Learning Second Edition, 2nd ed. Packt Publishing, Sep. 2017.