

SORBONNE UNIVERSITÉ

---

# **Détection de la personnalité dans l'interaction Humain-Robot**

Mémoire

présenté par

**Yajing FENG**

**MASTER 1**

**« Langue et Informatique »**

dirigé par

**Laurence DEVILLERS**

soutenu le

17 septembre 2018

## REMERCIEMENTS

*Mes plus vifs remerciements vont à mon encadrant Laurence Devillers pour l'occasion de l'expérience humain-robot qu'elle m'a ouvert ainsi que tous ses conseils en rédaction du mémoire.*

*Mes remerciements vont également à Margot Lacour, stagiaire au Limsi, pour toute son aide durant cette période de l'expérience et de rédaction du mémoire.*

*Merci à ma famille et mes amis qui m'encouragent, ainsi que tous mes professeurs et camarades qui m'ont aidée pour mes études dans le domaine de TAL.*

# SOMMAIRE

<b>1. INTRODUCTION.....</b>	<b>4</b>
<b>2. CONTEXTE.....</b>	<b>5</b>
2.1. LA DÉTECTION DE LA PERSONNALITÉ DANS L'INTERACTION HUMAIN-ROBOT.....	5
2.2. LA DÉTECTION DE LA PERSONNALITÉ MISE EN PRATIQUE.....	5
<b>3. ÉTAT DE L'ART.....</b>	<b>7</b>
3.1. LES THÉORIES DE LA PERSONNALITÉ.....	7
3.2. LA DÉTECTION DE LA PERSONNALITÉ EN TAL.....	12
3.2.1. Les indices multimodaux et émotionnels.....	13
3.2.1.1. L'approche PNL.....	14
3.2.2. Les indices linguistiques.....	17
<b>4. EXPÉRIENCE D'INTERACTION HUMAIN-ROBOT.....</b>	<b>18</b>
4.1. LE CORPUS D'INTERACTION.....	19
4.1.1. Corpus d'interaction Geek.....	19
4.1.2. Système d'interaction : Magicien d'Oz.....	20
4.2. QUESTIONNAIRE D'INTERACTION.....	23
4.3. QUESTIONNAIRE BIG FIVE.....	25
4.4. ANNOTATIONS.....	28
4.4.1. Annotations multimodales et émotionnelles.....	28
4.4.2. Problèmes d'annotation.....	33
4.4.2.1. La définition d'étiquettes.....	33
4.4.2.2. Les annotateurs et la culture différente.....	34
4.5. EXTRACTION D'INDICES.....	36
4.5.1. Extraction automatique des indices prosodiques.....	36
4.5.2. Extraction des indices multimodaux et émotionnels à partir des vidéos.....	38
4.6. DÉTECTION DE LA PERSONNALITÉ.....	39
<b>5. CONCLUSION.....</b>	<b>45</b>
<b>6. ANNEXE.....</b>	<b>47</b>
<b>7. BIBLIOGRAPHIE.....</b>	<b>60</b>

## 1. Introduction

Selon la théorie de l'effet de Similarité-Attraction, les gens préfèrent d'interagir avec ceux qui ont la même personnalité qu'eux. Ce mémoire porte sur la détection de la personnalité dans l'interaction humain-robot. La détection de la personnalité peut être approchée de multiples points de vue disciplinaires : philosophie, histoire, sociologie, éthologie, biologie ou psychologie. De point de vue pragmatique, dans la communication humaine, les informations sont transmises non seulement par ce que l'on dit, mais aussi par la façon de le dire. Dans ce mémoire, nous nous intéressons aux signes multimodaux et émotionnels présentés dans l'interaction humain-robot pour détecter la personnalité. Les êtres humains sont forts dans l'application d'heuristiques inconscientes, nous supposons que les personnes ayant différents traits de personnalités réagissent différemment à une même action et dans un même contexte.

Dans une première partie de ce mémoire, nous présentons le contexte de la détection de la personnalité et son intérêt, dans le domaine d'interaction humain-robot ou dans d'autres domaines.

Dans la deuxième partie, nous présentons les théories sur la personnalité, le principe et les modèles de personnalité; nous montrons ensuite la détection de la personnalité en Traitement Automatique des Langues (TAL), les indices multimodaux, émotionnels et linguistiques utilisés dans les recherches.

Dans la troisième partie, nous présentons une expérience d'interaction humain-robot réalisée au sein du laboratoire LIMSI pour détecter la personnalité. Nous allons présenter le corpus d'interaction et le système d'interaction (Magicien d'Oz) que nous avons utilisé dans l'expérience. Nous allons présenter également le questionnaire d'interaction qui sert à connaître les attitudes du participant vers le robot et l'expérience, ainsi que le questionnaire Big Five qui vise à connaître la personnalité du participant. Nous allons présenter ensuite les annotations réalisées auprès des données audio et vidéo collectées pendant l'expérience. Après, nous allons présenter le processus d'extraction d'indices prosodiques, multimodaux et émotionnels. Enfin, nous allons présenter la détection de la personnalité réalisée avec l'outil de TAL -- Weka à partir des données extraites.

## 2. Contexte

### 2.1. La détection de la personnalité dans l'interaction humain-robot

La personnalité se réfère aux différences individuelles dans les modèles caractéristiques de pensée, d'émotion et de comportement, elle nous rend unique, décide de qui nous sommes. La composition de la personnalité varie d'une personne à l'autre, de sorte que chacun a sa propre spécificité. Cette unicité permet à chacun de réagir différemment dans la même situation : les personnes ayant des personnalités différentes se comportent différemment, réfléchissent différemment et feront les différents choix face à la même situation. L'étude sur la personnalité nous permet de décrire, d'expliquer et de prédire le comportement, le processus psychologique et l'image d'un individu (Bradberry, 2007).

Nass et Brave (2001) postulent que les humains communiquent avec les machines comme ils le feraient avec un autre humain. Dans l'interaction humain-robot, si le robot peut détecter la personnalité de son interlocuteur humain, il serait capable d'adapter sa façon de communiquer avec l'interlocuteur humain en utilisant de différentes stratégies du dialogue. Par exemple, face à un interlocuteur extraverti, il peut utiliser plus d'expressions faciales, parler plus longtemps par rapport à quand il communique avec un interlocuteur introverti. Cette adaptation du robot sur la personnalité de l'humain vise à améliorer la relation entre le robot et l'humain dans l'interaction et offrir une meilleure expérience aux humains dans son interaction avec le robot.

### 2.2. La détection de la personnalité mise en pratique

La détection de la personnalité est mise en pratique dans les domaines divers :

- dans la recherche des consommateurs :

Dans la recherche des consommateurs, «analyse granulaire» est une tentative de profiler le client pour les haut tâches de résolution telles que le marketing, la publicité et la priorisation (Neuman, 2015). Connaître la personnalité du consommateur sert à viser son besoin, et d'appliquer les bonnes stratégies commerciales au consommateur.

- en apprentissage :

L'étude de la personnalité en apprentissage de la langue seconde montre que la personnalité joue un rôle important dans l'apprentissage de la langue, on peut connaître l'intelligence émotionnelle à partir de la personnalité (Ożańska-Ponikwia, 2018). Des apprenants ayant différentes personnalités ont de différentes habitudes d'apprentissage (ex. de façon visuelle, auditive ou kinesthésique). Connaître la personnalité de l'apprenant facilite l'enseignement adapté aux apprenants.

- en médecine :

En e-santé, il est important de filtrer les états mentaux des patients pour le diagnostic, la prévention et le traitement. Pour la « médecine personnalisée », on aimerait trouver le meilleur « match » pour un individu spécifique. Connaître la personnalité sert également au traitement psychologique, par exemple, à la gestion du stress. Nous pouvons par exemple détecter automatiquement la dépression.

- dans l'analyse judiciaire :

Nous pouvons trouver les délinquants potentiels à partir la détection de la personnalité. Selon Neuman (2015), il est possible de prédire les tireurs à l'école si nous pouvons connaître leur personnalité selon les quatre traits de trouble de la personnalité : Trouble de la personnalité paranoïde (PPD), Trouble de la personnalité narcissique (NPD), Trouble de la personnalité schizophrénique (ScPD) et Dépression (DEP).

- dans l'entreprise :

Connaître les personnalités des employeurs à l'entreprise pour la gestion des employeurs, surtout pour les responsables des ressources humaines d'assigner la bonne position à l'employeur selon sa personnalité.

### 3. État de l'art

#### 3.1. Les Théories de la personnalité

Le terme « personnalité » est dérivé du mot latin « persona » qui signifie « masque », ce qui implique la fonction sociale de « personnalité ». Ryckman définit la « personnalité » comme étant un processus dynamique et organisé de caractéristiques chez un individu influençant uniquement sa cognition, ses motivations et ses comportements durant de nombreuses situations variées (Ryckman, 2004); Kazdin pense que les traits de personnalité caractérisent les comportements, les pensées et les sentiments d'un individu (Kazdin, 2000); selon Nass, la personnalité est certainement le moyen le plus riche de caractériser, voire de classer les personnes et ces dernières l'affecter rapidement et automatiquement (Nass et Brave, 2005) et Allport considère la personnalité en tant qu'organisation dynamique au sein de l'individu des systèmes psychophysiques qui détermine son comportement caractéristique et sa pensée (Allport, 1961).

L'étude de la personnalité s'articule autour de deux grands domaines: la compréhension des différences individuelles dans certaines caractéristiques de la personnalité, telles que la sociabilité ou l'irritabilité; l'autre consiste à comprendre comment les différentes parties d'une personne se rejoignent. Les théories de la personnalité sont ainsi développées :

- Théories psychanalytiques

Les théories psychanalytiques expliquent le comportement humain en matière d'interaction des différentes composantes de la personnalité. Sigmund Freud était le fondateur de ce courant, sa théorie psychodynamique de la personnalité suppose qu'il existe une interaction entre la nature (instincts innés) et le développement (influences parentales) et insiste sur le fait que les personnalités proviennent de conflits et de désirs inconscients, il considère que la personnalité est composée en trois parties : l'id (agir selon le principe du plaisir; les instincts et l'inconscience), l'ego (le principe de la réalité et la logique) et le surmoi (la moralité et la conscience) (Freud, 1923).

- Théories comportementales

Les théories comportementales expliquent la personnalité en fonction des effets des stimulus externes sur le comportement. Ce courant a été développé par BF Skinner qui met en avant un modèle qui met l'accent sur l'interaction mutuelle de la personne ou de « l'organisme » avec son environnement. Skinner croyait que les enfants font de mauvaises choses parce que le comportement attire l'attention et sert de renforcement.

- Théories cognitives sociales

La théorie de la cognition sociale est développée par le psychologue Bandura, qui souligne que le comportement humain n'est pas seulement contrôlé

par les individus, mais aussi par des facteurs environnementaux et des facteurs sociaux externes. Il a proposé que le niveau d'efficacité personnelle affectera sa capacité à s'adapter à la vie et à surmonter les obstacles. Selon la théorie de l'apprentissage social, l'observation personnelle et la capacité d'apprentissage ont également un impact sur la formation et le développement de la personnalité.

- Théories humanistes

La psychologie humaniste souligne que les gens ont le libre arbitre et que cela joue un rôle actif dans la détermination de leur comportement. La personnalité est influencée par divers facteurs tels que l'apprentissage congénital, acquis et l'hérédité. Abraham Maslow estime que les individus ont cinq niveaux de demande naturelle et que le comportement qui répond à ces besoins est appris, comme présenté dans la figure 3.1.

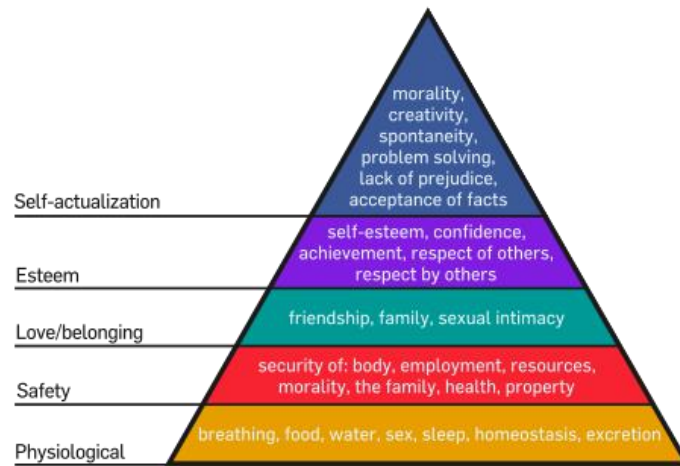


Figure 3.1 La théorie de la motivation humaine de Maslow, 1943

- Théories des traits

Cette approche suppose que le comportement est déterminé par des traits (ex. ouverture à l'expérience, conscience, extraversion, amabilité, névrosisme, honnêteté-humilité, estime de soi, évitement du préjudice, recherche de nouveauté, perfectionnisme, alexithymie, rigidité, impulsivité, désinhibition, psychotisme, obsessionnalité etc.) relativement stables qui sont les unités fondamentales de la personnalité.

La théorie de la personnalité d'Allport met l'accent sur le caractère unique de l'individu et sur les processus cognitifs et les motivations internes (l'intelligence, le tempérament, les habitudes, les compétences, les attitudes et les traits) qui influencent le comportement. Allport (1937) estime que la personnalité est biologiquement déterminée à la naissance et façonnée par l'expérience environnementale d'une personne.



Eysenck (1966) divise la personnalité en trois dimensions : extraversion/introversion, neuroticism / stabilité et psychoticisme / normalité, comme montré dans le tableau 3.1.

Psychotisme	Extraversion	Névrosisme
Agressif	Sociable	Anxieux
Assertive	Irresponsable	Déprimé
Égocentrique	Dominant	Sentiments de culpabilité
Antipathique	Manque de réflexion	Faible estime de soi
Manipulation	La recherche de sensations	Tendu
Tournée vers la réussite	Impulsif	De mauvaise humeur
Dogmatique	Prise de risque	Hypocondriaque
Masculin	Expressif	Manque d'autonomie
Dur	Actif	Obsessionnel

Tableau 3.1 Les traits associés aux trois dimensions du modèle de personnalité d'Eysenck

Selon Eysenck, les deux dimensions de la névrose (stable vs instable) et l'introversion-extraversion se combinent pour former diverses caractéristiques de la personnalité, comme présenté dans la figure 3.2.

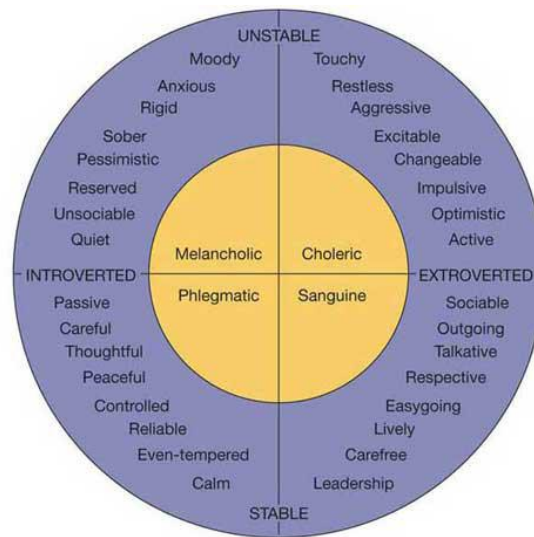


Figure 3.2 Deux dimensions de la névrose selon Eysenk, 1966

Cattell (1965) a collecté des données auprès de différentes personnes à travers trois sources de données différentes.

- L-data - il s'agit de données de vie telles que les notes scolaires, les absences du travail, etc.
- Q-data - c'était un questionnaire conçu pour évaluer la personnalité d'un individu (connu sous le nom de 16PF).
- T-data - ce sont des données provenant de tests objectifs conçus pour « exploiter » une construction de personnalité

Le tableau 3.2 présente les 16 traits de personnalité communs à toutes les personnes identifiées par Cattell.

Factor	Low Score	High Score
Warmth	cold, selfish	supportive, comforting
Intellect	Instinctive, unstable	cerebral, analytical
Emotional Stability	Irritable, moody	level headed, calm
Aggressiveness	Modest, docile	controlling, tough
Liveliness	somber, restrained	wild, fun loving
Dutifulness	untraditional, rebellious	conformity, traditional
Social Assertiveness	shy, withdrawn	uninhibited, bold
Sensitivity	coarse, tough	touchy, soft
Paranoia	trusting, easy going	wary, suspicious
Abstractness	practical, regular	strange, imaginative
Introversion	open, friendly	private, quiet
Anxiety	confident, self-assured	fearful, self-doubting
Open-mindedness	close-minded, set-in-ways	curious, self-exploratory
Independence	outgoing, social	loner, crave solitude
Perfectionism	Disorganized, messy	orderly, thorough
Tension	relaxed, cool	stressed, unsatisfied

Tableau 3.2 Les 16 traits de personnalité communs, Cattell

Goldberg (1981) propose le modèle des Big Five qui consiste à évaluer la personnalité en 5 dimensions (ouverture, conscienciosité, extraversion, agréabilité, neuroticisme), le tableau 3.3 présente les traits de la personnalité liés à chaque dimension :

Factor	Trait Characteristics	Inverse Trait Characteristics
<b>I Extraversion/Surgency</b>	Talkative, extroverted Aggressive, verbal Sociable, bold Assertive, social Unrestrained, confident	Shy, quiet Introverted, silent Untalkative, bashful Reserved, withdrawn Timid, unaggressive
<b>II Agreeableness</b>	Sympathetic, kind Warm, understanding Soft-hearted, helpful Considerate, cooperative Trustful, affectionate	Cold, unsympathetic Unkind, rude Harsh, inconsiderate Insensitive, insincere Hard, uncharitable
<b>III Conscientiousness</b>	Organized, neat Orderly, systematic Efficient, responsible Precise, thorough Practical, dependable	Disorganized, disorderly Careless, unsystematic Inefficient, sloppy Haphazard, inconsistent Impractical, negligent
<b>IV Emotional Stability</b>	Unenvious, relaxed Unexcitable, patient Undemanding, imperturbable Unselfconscious, uncritical Masculine, optimistic	Moody, temperamental Jealous, touchy Envious, irritable Fretful, emotional Self-pitying, nervous
<b>V Intellect</b>	Creative, intellectual Imaginative, philosophical Artistic, complex Inventive, intelligent Innovative, deep	Uncreative, unimaginative Unintellectual, unintelligent Simple, unreflective Shallow, imperceptive Unsophisticated, unquixotic

Tableau 3.3 les caractères liés aux cinq traits des Big Five, Goldberg

#### • Théories des types

Le type de personnalité fait référence à la classification psychologique de différents types de personnes. Les types de personnalité se distinguent des traits de personnalité, qui se présentent à différents degrés. Isabel Briggs Myers et Katherine Cook Briggs (1962) ont défini les 16 types de personnalité composés en 4 dimensions : la dimension d'orientation de l'énergie ( Extraversion / Introversion); la dimension de recueil d'information ( Sensation / Intuition); la dimension de la prise de décision(Pensée / Sentiment); la dimension de la mode d'action (Jugement / Perception) en construisant l'indicateur du type Myers – Briggs (MBTI) selon la théorie du type développée par Carl Jung en 1921, comme montré dans la figure 3.3.

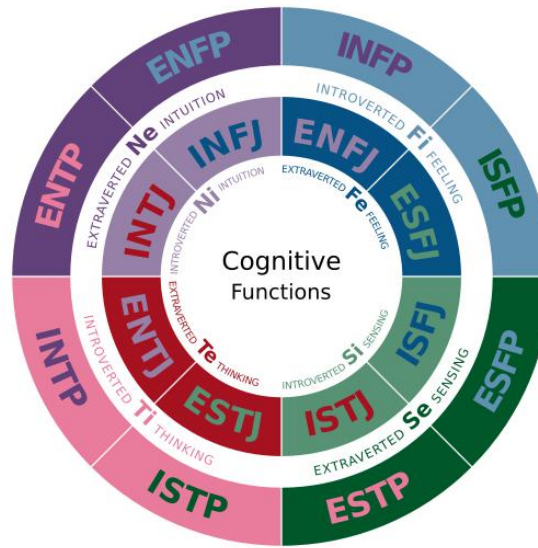


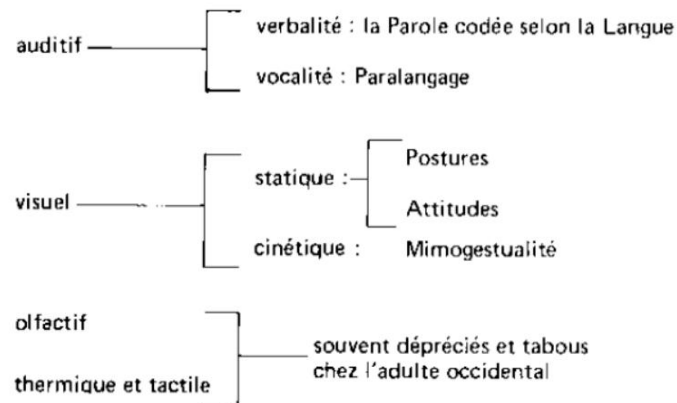
Figure 3.3 Les 16 types de personnalité en MBIT

### 3.2. La détection de la personnalité en TAL

La personnalité est un reflet de la combinaison de trois facteurs : les comportements (le mouvement, l'intention, la fantaisie/l'imagination), les pensées (l'aspect cognitif, la croyance) et les sentiments (ou les émotions : la valence, l'excitation, l'aspect social). Dans la détection de la personnalité en TAL (Traitement Automatique des langues), nous essayons de trouver des indices qui peuvent bien présenter ces trois dimensions.

L'approche lexicale postule que l'utilisation naïve de la langue est informative. Selon Goldberg, la plupart des caractéristiques importantes et socialement pertinentes de la personnalité d'une culture donnée sont encodées dans le langage naturel sous forme d'adjectifs (Goldberg, 1981).

L'étude sur la communication non-verbale est également développée dans la détection de la personnalité. Jacques Cosnier pense que la communication humaine utilise des canaux multiples, comme montré dans la figure 3.4. Laver et Trudgill (1982) divisent les comportements vocaux en 3 catégories : les caractéristiques extralinguistiques de la voix (les aspects permanents, qui dépendent de l'aspect anatomique et de la façon de régler son propre appareil vocal); les caractéristiques paralinguistiques (du ton de la voix, qui servent à envoyer des informations sur l'état émotionnel et sur les attitudes interpersonnelles) et les caractéristiques de la réalisation phonétique (qui se réfèrent essentiellement à l'accent du parlant et à sa prononciation). Ray Birdwhistell (1952) propose le concept de kinésique pour une étude gestuelle. Paul Ekman met l'accent sur les indices faciaux.



Jacques Cosnier 1977 « éthologie humaine »

Figure 3.4 Les canaux multiples dans la communication humaine, Jacques Cosnier

### 3.2.1. Les indices multimodaux et émotionnels

Les indices émotionnels reflètent une partie de la personnalité, par exemple, nous supposons que les personnes ont toujours des émotions comme «joie» sont plus agréables et extraverties (l'agréabilité et l'extraversion dans le modèle des Big Five). Selon Paul Ekman, nous pouvons détecter 7 émotions basiques (la colère, la peur, la tristesse, le dégoût, la joie, la surprise et le mépris) par des expressions faciales, comme montré dans la figure 3.5.

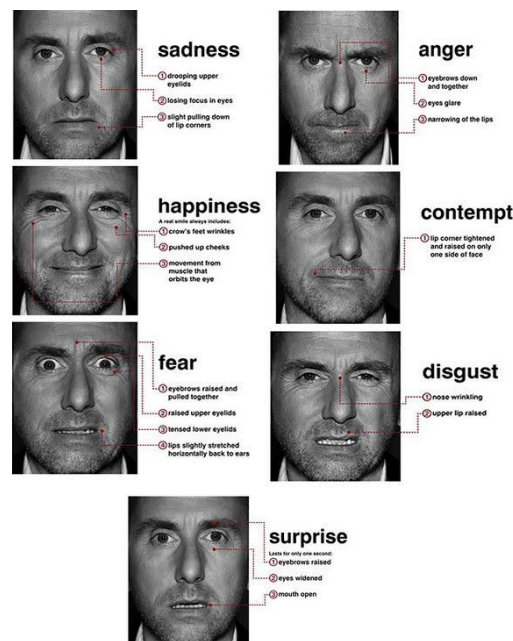


Figure 3.5 Les 7 émotions universelles, Paul Ekman

Les indices multimodaux (prosodiques, faciaux, gestuels, posturaux etc.) sont également des facteurs importants pour la détection de la personnalité.

Apple et al. (1979) ont trouvé que la hauteur et la vitesse de parole influencent la perception de la voix liée aux facteurs tels que la véracité, l'empathie, la «puissance» etc. Scherer et Schere (1981) ont analysé les caractéristiques prosodiques telles que la hauteur et l'intensité, et observe que les personnes extraverties parlent plus fort et avec moins d'hésitations. Ils suggèrent que l'extraversion est le seul facteur pouvant être estimé de manière fiable à partir de la parole. Mairesse (2007) trouve également que les caractéristiques prosodiques et acoustiques sont des indices importants pour reconnaître l'extraversion, et cette extraversion peut être mieux modélisée, suivie par la stabilité émotionnelle (névrosisme) et l'ouverture à l'expérience. Nass et Lee ont établi que les humains pouvaient déduire des indices de personnalité, même de manière automatique, dans un discours synthétisé. Ils trouvent que les humains sont davantage attirés par une voix similaire à la leur, et qu'il est possible de générer des voix synthétiques extraverties et introverties. Mohammadi et al. (2012) ont proposée l'approche APP (Automatic Personality Perception), il suppose que la variation de hauteur élevée a tendance à être perçue comme une compétence et une bienveillance supérieures, et inversement, la hauteur moyenne tend à avoir une corrélation négative mais corrélation positive pour les locuteurs de sexe masculin et le taux de parole a tendance à être corrélé positivement avec la compétence perçue, et il a atteint d'une précision de 80 % en prédisant les différences entre les individus. Sabrina Hoppe et al. (2018) ont trouvé qu'il est possible de prédire la personnalité à partir des mouvements oculaires au cours du comportement quotidien.

### 3.2.1.1. L'approche PNL

La PNL (Programmation Neuro-linguistique) est une approche pragmatique (l'étude du vécu subjectif) dont la spécificité consiste à modéliser les savoir-faire et savoir-être (les opérations cognitives) de gens de talent dans leur domaine pour les remettre à d'autres qui en auraient besoin. Cette approche est créée par Richard Bandler et John Grinder dans les années 1970 aux États-Unis. Il peut servir à une personne d'augmenter ses compétences et sa capacité, son estime de soi, sa confiance, sa qualité de relation avec ses proches, sa capacité à penser par elle-même; et à réaliser ses propres objectifs.

La PNL propose des techniques dont nous pouvons nous servir pour extraire les indices dans la détection de la personnalité.

Selon la PNL, l'influence de la communication (comme la figure 3.6) dépend de trois facteurs: l'attitude (55 %), la voix (38 %) et le discours (7 %). Elle indique aussi nous pouvons nous mettre en accord et mimer votre interlocuteur afin que le rapport établi devienne naturel, pour cela, nous allons utiliser les facteurs tels que le ton ou le rythme de la voix; le rythme de la respiration; le rythme des mouvements et les niveaux d'énergie et la posture et les gestes.

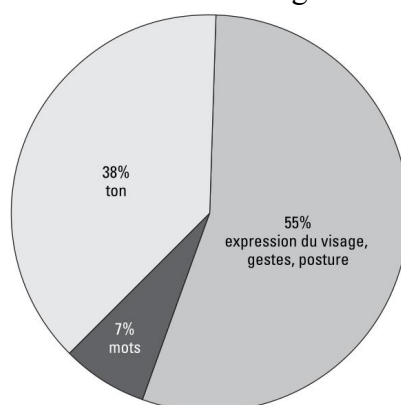


Figure 3.6 L'influence de la communication, *La PNL pour les nuls*, p111

La technique Métamodèle proposée par la PNL est un modèle verbal de questionnement, qui insiste sur le fait que lorsqu'une personne nous dit quelque chose, il lui est impossible de livrer la totalité de la représentation intérieure, il est toujours intéressant de questionner son discours (ce qui révèle des particularités dans la transformation du contenu original) : questionner par groupe de mots et par groupe des filtres mentaux (les omissions, les généralités et les distorsions). Dans la pratique du métamodèle, nous pouvons savoir par exemple si la personne est facile à manipuler (être persuadé/convaincu) qui est un trait de personnalité : nous nous intéressons à **la façon de questionner et la fréquence de questionner**. La PNL caractérise les personnes en trois catégories : personnes visuelles, personnes auditives et personnes kinesthésiques. Pour convaincre les personnes visuelles, nous pouvons lui montrer des images (ex. utiliser les schémas); pour convaincre les personnes auditives, l'importance est la communication (ex. bien l'entendre et de bien lui expliquer) et pour convaincre les personnes kinesthésiques, il faut lui offrir l'occasion d'expérimenter par elles-même. La fréquence est aussi un facteur important pour manipuler les personnes, la PNL distingue 4 types de personnes : les personnes pouvant être convaincues immédiatement; les personnes pouvant être convaincues au bout de quelques fois; les personnes pouvant être convaincues au bout de certains temps; les personnes jamais convaincues de façon définitive. Nous pouvons insister sur une question plusieurs fois ou sur une longue durée, pour voir le type de cette personne et si la personne est facile à manipuler. La PNL a proposé aussi un tableau (tableau 3.4) des indices pour caractériser les personnes à trois catégories (visuel, auditif et Kinesthésique) :

Caractéristiques	Visuel	Auditif	Kinesthésique
Relationnel	Est souvent physionomiste	Reconnaît les gens à la voix	Exprime ses sentiments
Sensibilité	Aux couleurs et aux formes	Aux sons et aux mots	Aux ambiances
Positions	Se tient droit, un peu raide tête et épaules relevées	Décontracté, prend la position « au téléphone » : tête penchées	Très décontracté, a le dos rond
Voix	Aiguë, rythme rapide et saccadé	Voix bien timbrée, rythme moyen	Voix grave, rythme lent avec de nombreuses pauses
Regard	Regarde son interlocuteur	Ne regarde pas son interlocuteur	Préfère la proximité au regard
Apprentissage	Regarde, visionne, démontre	Apprécie les instructions verbales	Expérimente, s'implique
Respiration	Superficiel et rapide	Assez ample	Profonde et ample
Études	Voit les mots écrit dans sa tête, des images ; dessine des schémas, soigne la mise en page, utilise des couleurs	Utilise un support sonore, lit à haute voix, accorde de l'importance au rythme et à l'accent, fredonne, récite	Bouge, marche en étudiant, dessine des plans et des schémas, écrit
Lecture	Aime les descriptions, visualise les scènes	Aime les dialogues, fredonne en lisant	Aime l'action, le mouvement, gigote en lisant
Réponse face à l'inactivité	Fixe, hoche la tête, trouve quelque chose à regarder	Se parle, parle à d'autres, marmonne	Gigote, trouve une façon de bouger, s'occupe
Communication	Est calme, ne parle pas beaucoup, n'aime pas écouter	Aime écouter et parler	Joint le geste à la parole
Émotions	Fixe pour marquer sa colère, rayonne pour marquer sa joie, ses émotions se lisent sur son visage	Exprime ses émotions par la parole, le son et l'intonation, crie de joie, comme de colère	Saute de joie, de colère; manifeste ses émotions par des gestes, sa position ; aime toucher.

Tableau 3.4 Indices de trois personnalité (visuel, auditif et Kinesthésique) en PNL



La PNL propose aussi de constater les mouvements des yeux pour catégoriser les trois types de personnes, comme présenté dans la figure 3.7.

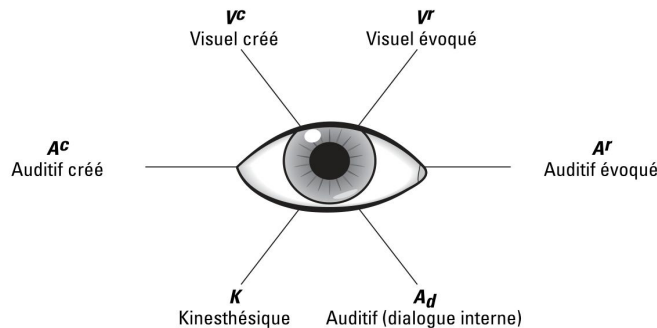


Figure 3.7 Les mouvement des yeux selon la personnalité, *La PNL pour les nuls*, p99

### 3.2.2. Les indices linguistiques

Nous pouvons également détecter la personnalité selon des indices linguistiques. Les vocabulaires et la structure de phrase adoptée par une personne peuvent représenter sa personnalité. Par exemple, une personne utilise souvent la structure de la phrase en mode passif, elle a tendance à compter sur d'autres personnes et sur d'autres circonstances; les personnes utilisent plus souvent la structure de la phrase en mode positive sont plutôt les personnes qui prennent la responsabilité et l'initiative et les personnes utilisent les phrases en mode d'énoncer un effet sont plutôt les personnes logiques qui suivent les règles.

À partir des mots que la personne utilise, nous pouvons voir si la personne est confiante en soi/extravertie ou non confiante en soi/introvertie : les personnes qui ne sont pas confiantes en soi/introverties utilisent plutôt les qualificatifs tels que « peut-être », « sans doute », « possible » et les personnes confiantes/extraverties en soi utilisent plus les mots comme « certain », « évidemment », « sûr » etc. Nous pouvons également faire l'hypothèse que les personnes utilisent toujours la première personne suivie d'un adjectif positif (ex. « Je suis extraordinaire. ») sont sans doute les personnes égocentriques et moins agréables (l'agréabilité dans le modèle des Big Five).

Selon Mohammad (2013), nous pouvons détecter les cinq traits de personnalité du modèle des Big Five en faisant une étude sur le champ lexical lié à chaque trait de personnalité, le tableau 3.5 illustre quelques exemples de mots utilisés dans chaque trait de personnalité :

E	N	A	C	O
possessive	guilt	happy	excited	anxious
apart	eager	anger	apprehensive	delighted
happy	interested	homesick	homesick	blah

Tableau 3.5 Using nuances of emotion to identify personality, Mohammad, Kiritchenko (2013).

#### 4. Expérience d'interaction humain-robot

Afin de détecter la personnalité de la personne dans l'interaction Humain-robot, en plus des supports théoriques, des analyses empiriques et statistiques sont nécessaires. Dans ce chapitre, nous présentons les expériences réalisées au laboratoire du LIMSI pour collecter les données utilisées pour notre recherche : le contexte et la démarche engagé ainsi que notre démarche méthodologique. Les collectes de données ont eu lieu dans un contexte similaire, sont réalisées avec un même protocole. Dans l'ensemble des collectes de données, les participants sont informés au préalable et accordés le fait d'être filmés et enregistrés par les expérimentateurs ainsi que de ce qui est attendu d'eux.

Cette expérience a eu lieu dans un bureau au laboratoire du LIMSI durant l'été 2018. Les volontaires sont majoritairement des chercheurs et des stagiaires au laboratoire. Durant l'expérience, comme montré dans la figure 4.1, les participants s'assoient sur une chaise pivotante face au robot Pepper, qui mesure 1,20 mètre, la distance entre le robot et la chaise est environ un mètre, les participants peuvent approcher ou éloigner la chaise du robot. Une caméra sur un trépied est placée à côté du robot, au même niveau que les yeux du robot Pepper. Une table est située à droite de la chaise, où les participants signent l'autorisation de l'expérience (de la fixation, de reproduction et d'exploitation de l'image et de la voix) ainsi que remplissent le questionnaire d'interaction et le questionnaire Big Five. Les participants tiennent à la main un micro casque qui sert à enregistrer le son de la conversation humain-robot. Deux expérimentateurs sont présents dans la pièce : un expérimentateur se met à côté de la caméra pour l'enregistrement de la vidéo, l'autre est l'opérateur du Magicien d'Oz qui s'assoit en arrière gauche du participant à environ 2 mètres pour contrôler le système d'interaction et l'enregistrement du son. De plus, deux autres stagiaires sont également présentés dans la salle (à environ 3 et 4 mètres du participant) en travaillant devant des ordinateurs sur leur table.

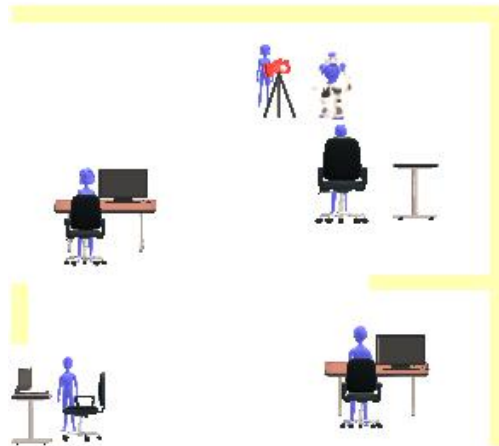


Figure 4.1 Contexte d'interaction

La conversation humain-robot se déroule en français, tous les participants sont des volontaires qui travaillent au laboratoire du LIMSI et parlent couramment français. Nous avons enregistré 20 participants, dont 16 hommes et 4 femmes. L'âge moyen des participants est de 29 ans (minimum: 14 ; maximum: 68, écart-type: 13), la figure 4.2 présente l'âge de chaque participant. L'expérience se déroule pendant environ 30 minutes (10 minutes sur l'explication de l'expérience au participant et signe l'accord de l'expérience, 10 minutes d'interaction avec le robot, 10 minutes pour remplir les deux questionnaires) par participant. Le système d'interaction utilisé dans l'expérience est le système de Magicien d'Oz.

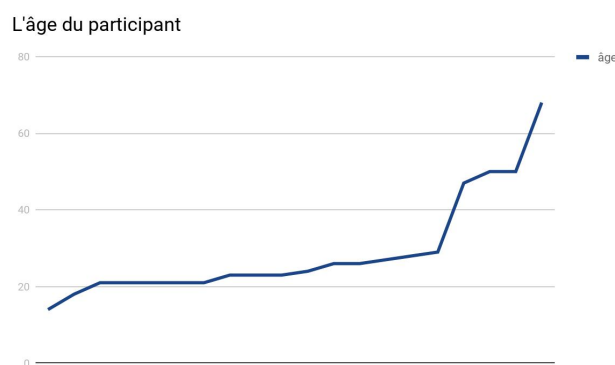


Figure 4.2 L'âge du participant de l'expérience

## 4.1. Le corpus d'interaction

### 4.1.1. Corpus d'interaction Geek

Le corpus d'interaction Geek créé par l'équipe de Laurence Devillers au laboratoire du LIMSI est conçu pour donner un caractère geek au robot durant la conversation humain-robot. Le corpus est constitué principalement de deux parties : la partie quiz et la partie des questions privées. La partie quiz contient huit questions sur la connaissance des films ou livres de science-fiction, la partie des questions privées pose des questions privées de 6 types : les questions sur l'enfant ou le couple; les questions sur la présentation de soi-même ou sur l'humour du participant; les questions sur l'âge ou la nationalité; les questions sur la vie professionnelle du participant; les questions sur le salaire ou la propriété de biens immobiliers et les questions sur le lieu d'habitation ou le lieu de destination de vacances. Ces questions de ces 6 types ont également des questions variantes, par exemple, des questions inspirées de la théorie du métamodèle en PNL (Programmation Neurolinguistique) qui consistent à recueillir des informations précises en posant des questions sur la réponse de l'interlocuteur, telles que « Peux-tu me dire plus ? » ou « En quoi consiste cela exactement ? », ces questions imposent les participants de donner des réponses plus détaillées aux questions privées posées par le robot.

La façon de poser les questions de quiz est directe, ainsi que les questions privées sur l'âge, la nationalité, le lieu d'habitation ou de destination des vacances, et la présentation du soi-même ou l'humour; alors que les questions privées sur l'enfant ou le couple, le salaire ou la propriété de biens immobiliers et la vie professionnelle sont posées de façon indirecte, avec une phrase d'introduction utilisant la stratégie conversationnelle de self-disclosure, afin d'obtenir un self-disclosure réciproque du participant (Pan et al. 2017).

Pour chaque réponse du participant sur la question quiz, le robot donne un retour du type affirmatif en tant qu'éloge (ex. « Bravo, tu gagnes un point. ») ou de type négatif comme critique(ex. « Non, concentre-toi un peu s'il te plaît. »), sans donner la réponse correcte à la question quiz. Pour chaque question privée posée par le robot, l'équipe suppose deux réponses possibles des participants : une réponse négative et une réponse positive. En fonction de ces deux attitudes différentes, nous utilisons deux feedbacks de différents modes : un feedback positive et un feedback négatif. D'ailleurs, des réponses possibles aux questions du robot sont aussi préparées dans le corpus en cas d'une interrogation des participants au robot, pour une conversation humain-robot plus fluide.

#### 4.1.2. Système d'interaction : Magicien d'Oz

Le logiciel de Magicien d'Oz utilisé dans notre expérience permet à l'opérateur humain de contrôler le robot à parler et à faire des gestes à distance pour dialoguer avec les participants de l'expérience. Les dialogues (le corpus GEEK) sont préparés en avance, mais font croire aux participants de l'expérience que la conversation menée par le robot est autonome.

L'interface du logiciel du Magicien d'Oz utilisé dans notre expérience est réalisé en code Python. Nous utilisons les fichiers sous format XML pour créer les scénarios utilisés dans le logiciel, ce format garantit une facilité et une rapidité de coder les scénarios. En utilisant le logiciel du Magicien d'Oz, les scénarios choisis seront implémentés au préalable. L'interface du Magicien d'Oz est présenté dans la figure 4.3 :

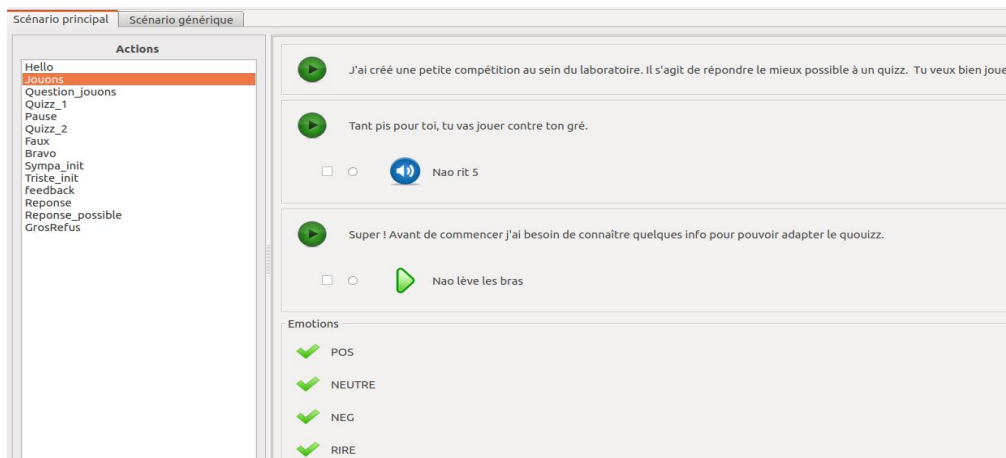


Figure 4.3 L'interface du système Magicien d'Oz

Le scénario utilisé dans notre expérience est composé de 12 parties : la salutation, la demande de jouer un quiz, la première question privée sur l'âge, le quiz 1, la deuxième question privée sur la destination des vacances, le quiz 2, l'éloge, la critique, les questions privées pour les participants qui répondent sympathiquement au robot (Mode « Sympathique »), les questions privées pour les participants qui commencent à énerver par le robot (Mode « Triste »), les phrases qui permettent à enchaîner la conversation (ex. « dis-moi plus »; « d'accord »; « non »; « pourquoi »; « très intéressant »; « combien »; « merci » etc.) et la réponse possible du robot aux questions du participant (ex. « j'ai 3 ans »; « 42, allez demander quelque chose plus compliquée »; « place de la République à Paris » etc.). La figure 4.4 présente le changement du mode d'interaction.

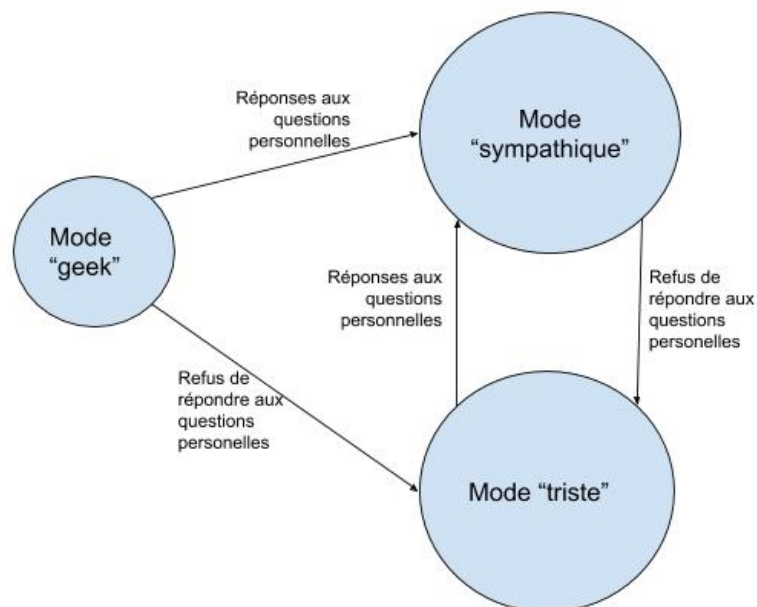


Figure 4.4 Le changement du mode d'interaction

Durant la conversation humain-robot dans notre expérience, l'opérateur suit l'ordre des parties présentées dans la figure 4.3, pour poser des questions aux participants. À chaque réponse du participant, l'opérateur choisit une réponse au participant dans la même partie où la question est posée ou dans les parties de réponse (l'éloge, la critique, les phrases qui permettent à enchaîner la conversation et la réponse possible du robot aux questions du participant), cette réponse peut être positive ou négative en fonction de la réponse du participant. Quand la conversation autour d'une question est terminée, l'opérateur va cliquer sur une autre partie de question, par exemple, quand les questions dans la partie de la demande de jouer un quiz sont répondues par le participant, l'opérateur va continuer à poser une question dans la partie de la première question privée, une fois cette question est répondue, l'opérateur va passer dans la partie de quiz 1.

L'utilisation du système Magicien d'Oz dans l'expérience peut premièrement limiter la conversation humain-robot, afin de poser les mêmes questions à tous les participants -- nous pouvons ainsi analyser la personnalité du participant en fonction de leur réaction face à la même situation; deuxièmement, elle permet de donner au système une liberté d'expression et d'améliorer le modèle conversationnel : en plus de pouvoir choisir les réponses « adéquates » pour répondre aux participants, nous pouvons aussi ajouter les réponses possibles dans le corpus préparé, afin d'avoir une interaction humain-robot plus naturelle, et donc d'obtenir les données d'interaction plus idéales pour l'analyse d'interaction humain-robot.

Cependant, en utilisant le système du Magicien d'Oz, les réponses du robot restent généralement contraintes puisque les scénarios sont prédéfinis, des participants peuvent sentir d'être dirigés par le robot dans la conversation; en outre, en raison de l'opération du système complètement par l'humain, le rythme de conversation ainsi que la qualité de la conversation dépend à la perception des informations et le choix d'interaction de l'opérateur. La figure 4.5 présente le processus de la perception des informations dans le Magicien d'Oz contrôlé par humain.

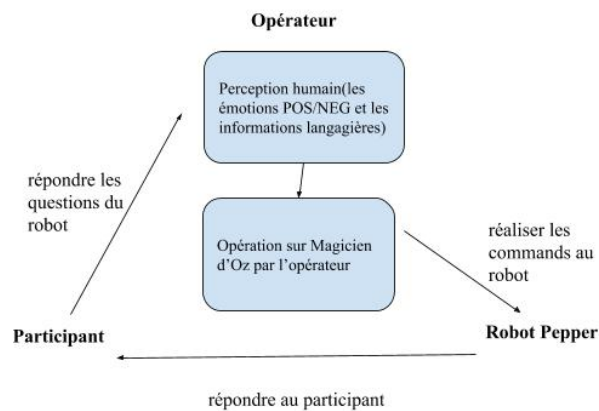


Figure 4.5 le processus de la perception des information dans le Magicien d'Oz

## 4.2. Questionnaire d'interaction

Le questionnaire d'interaction est un questionnaire de satisfaction réalisé auprès du participant après l'expérience qui sert à connaître l'attitude des participants à propos de l'expérience.

Dans notre expérience, le questionnaire d'interaction est composé de trois parties :

- la première partie est sur l'attitude du participant vers le robot en général, où nous posons les questions telles que « La discussion a-t-elle été dérangeante ? », « La relation avec le robot s'est-elle améliorée durant la conversation ? », « Avez-vous trouvé le comportement ou les propos du robot déplacés ? » ou « Avez-vous aimé interagir avec le robot ? »;

- la deuxième partie du questionnaire s'intéresse à l'attitude du participant aux questions privées du scénario, dans cette partie, nous posons des questions sur le sentiment du participant à propos des 6 questions privées posées par le robot, nous voulons savoir pour chaque question privée posée par le robot : « Est-ce que les questions au sujet suivant sont elles gênantes ? », « Accepteriez-vous de répondre aux questions directes suivantes à un robot ? », « Accepteriez-vous de répondre aux questions directes suivantes à une vraie personne ? », « Lors de la conversation, avez-vous répondu honnêtement aux questions suivantes ? »;

- la troisième partie consiste à connaître le sentiment global du participant à l'expérience, nous posons des questions comme « Pensez-vous vous être trop dévoilé(e) ? » ou « Vous avez senti amusé(e)/ blessé(e)/ enthousiaste/ intimidé/ confiant(e) en vous/ impliqué(e)/ respecté(e)/ manipulé(e)/ gêné(e) ? ».

Les questions posées dans le questionnaire sont principalement des questions fermées, pour chaque question posée dans le questionnaire, le participant possède cinq niveaux différents à choisir pour décrire leur sentiment : « Non, pas du tout », « Un peu », « Neutre », « Oui, plutôt » et « Oui, tout à fait ».

Ce questionnaire d'interaction nous aide non seulement à faire une évaluation sur notre système d'interaction, mais aussi nous pouvons analyser les réponses du participant au questionnaire pour détecter sa personnalité.

Nous n'avons pas pu réaliser la détection de la personnalité à partir les informations extraites de ce questionnaire d'interaction en raison de la limitation du nombre de participant, cependant, nous sommes arrivés à faire une analyse statistique sur le sentiment global du participant à l'expérience.

Nous avons classé les sentiments en deux catégories : les sentiments positifs (amusé, enthousiaste, confiant en soi, impliqué, respecté) et les sentiments négatifs (blessé, intimidé, manipulé, gêné, dévoilé). Les deux figures (figure 4.6 et figure 4.7) suivantes présentent le score moyen des questions sur les sentiments chez les participants féminins et les participants masculins. Nous n'avons pas trouvé une différence évidente sur les sentiments des deux sexes à l'expérience. Tous les deux sexes possèdent plus de sentiments positifs que négatifs, si nous comparons les scores de chaque sentiment en détail, nous trouvons des différences subtiles : les hommes sont plus intimidés et confiant en soi que les femmes; tandis que les femmes sont plus gênées, enthousiaste et impliquée par rapport aux hommes. En global, les sentiments des participants sont classés dans l'ordre suivant : amusé > impliqué > enthousiaste > respecté > confiant en soi > gêné > intimidé > manipulé > blessé.

#### Femme

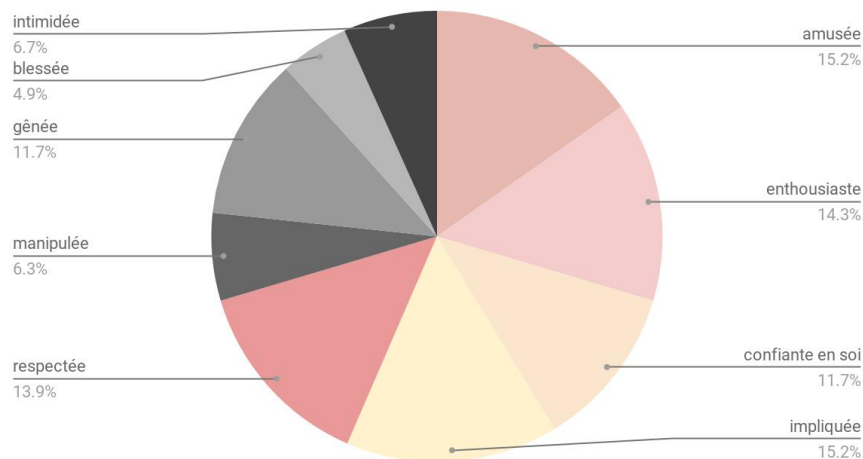


Figure 4.6 Les sentiments chez les participants féminins

#### Homme

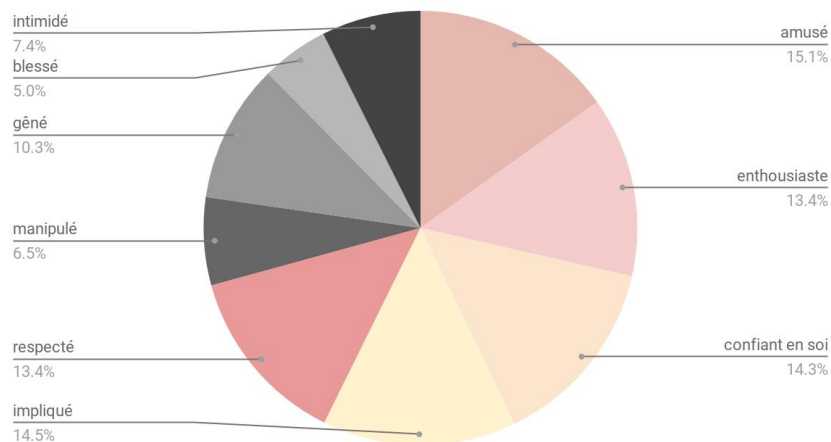


Figure 4.7 Les sentiments chez les participants masculins



### 4.3. Questionnaire *Big Five*

En psychologie, le modèle des Big Five est proposé par Goldberg en 1981 qui consiste à prédire la personnalité selon les cinq traits centraux :

- **Ouverture** : appréciation de l'art, de l'émotion, de l'aventure, des idées peu communes, curiosité et imagination. Les personnes qui obtiennent un score élevé pour ce facteur ont tendance à avoir des intérêts diversifiés, à avoir de l'imagination et à être originales, créatives et curieuses. Celles qui obtiennent les plus faibles scores ont tendance à préférer les expériences traditionnelles et familières, à être conventionnelles, à avoir des intérêts étroits et peu de créativité.

- **Conscienciosité (conscience)** : autodiscipline, respect des obligations, organisation plutôt que spontanéité; orienté vers des buts. La conscienciosité décrit le contrôle des impulsions qui facilite l'adoption de comportements pour la réalisation de tâches et l'atteinte d'objectifs tels que penser avant d'agir, retarder la gratification, suivre les normes et les règles, planifier, organiser et prioriser les tâches. Les personnes qui ont des scores élevés ont tendance à être fiables, bien organisées, disciplinées et soigneuses. Celles qui ont les scores les plus faibles ont tendance à être désorganisées, non fiables et négligentes.

- **Extraversion** : énergie, émotions positives, tendance à chercher la stimulation et la compagnie des autres, fonceur. L'extraversion implique une attitude énergique et inclut des traits tels que la sociabilité, l'activité, l'affirmation et les émotions positives. Les personnes qui obtiennent des scores élevés ont tendance à être sociables et amicales et à aimer s'amuser et parler. Celles qui ont les scores les plus faibles ont tendance à être introverties, réservées et inhibées.

- **Agréabilité (amabilité)** : une tendance à être compatissant et coopératif plutôt que soupçonneux et antagonique envers les autres. L'agréabilité inclut des traits tels que l'altruisme, la confiance, l'affection et la modestie. Les personnes qui obtiennent des scores élevés ont tendance à être sympathiques, indulgentes et courtoises. Celles qui ont les scores les plus faibles peuvent être portées à critiquer et à être rudes.

- **Neuroticisme ou névrosisme** : contraire de stabilité émotionnelle : tendance à éprouver facilement des émotions désagréables comme la colère, l'inquiétude ou la dépression, vulnérabilité. Le neuroticisme, qui s'oppose à la stabilité émotionnelle, est une tendance aux émotions négatives. Les personnes qui obtiennent des scores élevés ont tendance à être plus facilement nerveuses, tendues, inquiètes, anxieuses ou déprimées. Celles qui obtiennent de faibles scores ont tendance à être plus détendues, calmes, assurées et stables.

Ainsi, le modèle des Big Five est intitulé aussi le modèle d'OCEAN, il est actuellement un des repères les plus connus pour l'étude théorique de la personnalité. Les Big Five ne classent pas les personnes en cinq catégories mais les évaluent cinq fois différemment. Nous nous intéressons à la question de quelle manière les différences de personnalité, à situation égale, produisent des différences de conduite.

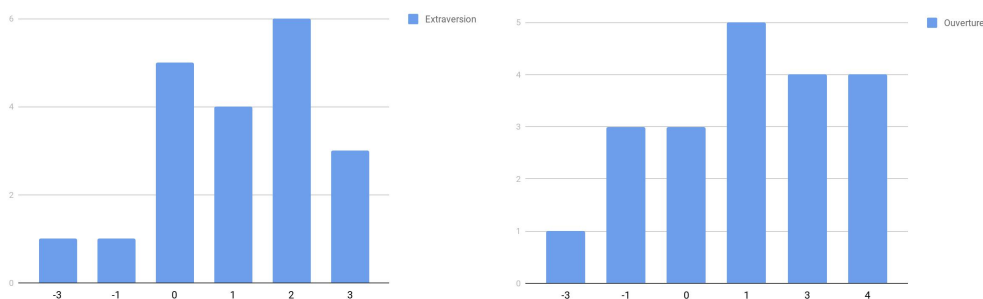
Le questionnaire des Big Five utilisé dans notre expérience est le BIF-10, soit la version simplifiée du questionnaire Standard (le NEO PI-R), il est créé par Beatrice Rammstedt et Oliver P. John en 2007. Le BIF-10 permet d'évaluer les Big Five par des questions binaires dans chaque dimension, soit 10 questions en total dans le questionnaire, des études approfondies (Rammstedt & John, 2007 et Rammstedt et al. 2014) ont clairement montré que le BFI-10 possède des propriétés psychométriques comparables en taille et en structure à celles du BFI à grande échelle, et permet d'évaluer la personnalité dans un temps limité. L'origine du questionnaire est écrite en anglais et en allemand, nous l'avons traduit en français pour l'expérience (voir Annexe).

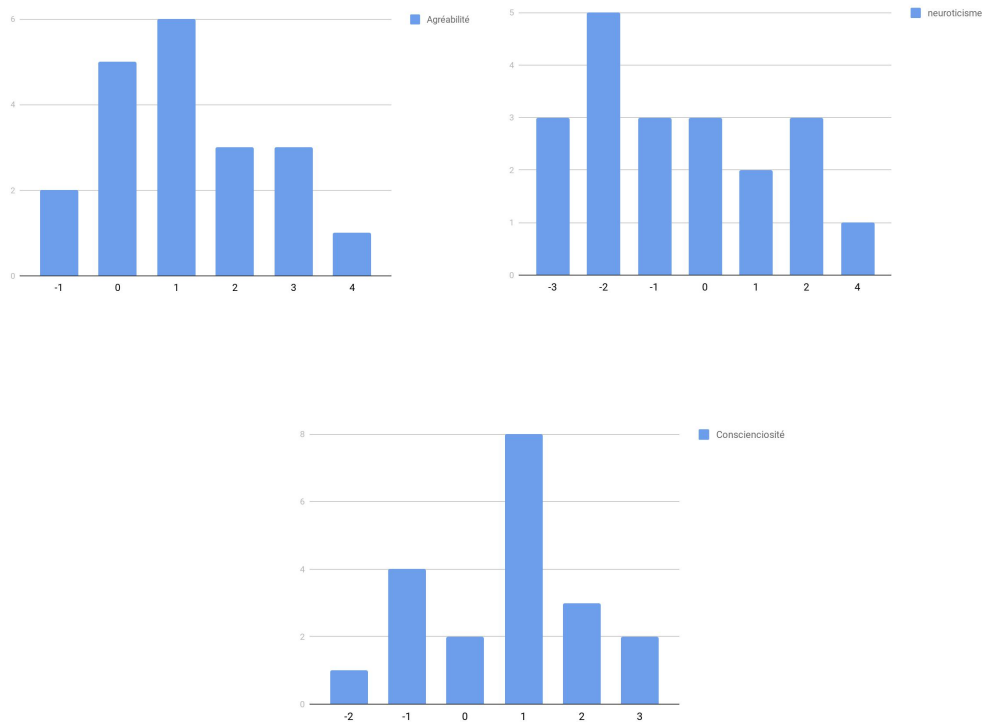
Le moyen de noter les questions est comme montré dans le tableau suivant (le chiffre est le numéro de question et R signifie de noter à l'inverse), donc le score d'un trait de personnalité  $V = \text{score d'une question} - \text{score d'une autre question}$  comme présenté dans le tableau 4.1 :

Extraversion	Agréabilité	Conscience	Neuroticisme	Ouverture
1R, 6	2, 7R	3R, 8	4R, 9	5R, 10
$V_e = Q_6 - Q_1$	$V_a = Q_2 - Q_7$	$V_c = Q_8 - Q_3$	$V_n = Q_9 - Q_4$	$V_o = Q_{10} - Q_5$

Tableau 4.1 Moyen de calculer le score des Big Five

À partir des questionnaires BIF-10 remplis par les participants de l'expérience, nous avons obtenu le nombre de participants classés selon leur score dans chaque trait de personnalité du modèle des Big Five, comme présenté dans les cinq figures suivantes :





Nous constatons que la répartition des scores en positif et en négatif du participant n'est pas équilibrée dans chaque trait des cinq traits de personnalité, par exemple, pour le trait « agréabilité », deux participants ont un score négatif, cinq participants ont 0 et 13 participants ont un score positif. Pour avoir des nombres de participant réparti équilibrés dans chaque dimension du chaque trait de personnalité, nous décidons de classer des participants en 3 catégories pour chaque trait de personnalité : positif, négatif et neutre. Le tableau 4.2 présente le résultat statistique de la personnalité des participants dans l'expérience :

	Extraversion	Agréabilité	Conscience	Neuroticisme	Ouverture
Positif	9/20	7/20	5/20	6/20	8/20
Neutre	4/20	6/20	8/20	6/20	5/20
Négatif	7/20	7/20	7/20	8/20	7/20
	Positif > 1 Neutre = 1 Négatif < 1	Positif > 2 Neutre = 1 et 2 Négatif < 1	Positif > 1 Neutre = 1 Négatif < -1	Positif > 0 Neutre = -1 et 0 Négatif < -1	Positif > 1 Neutre = 1 Négatif < 1

Nous avons bougé le plafond du score des 3 catégories de 5 traits de personnalité, afin d'avoir une répartition plus équilibrée concernant le nombre de participant dans chaque catégorie, cependant, le nombre de participant est encore inégal dans les trois catégories des cinq traits de personnalité.

#### 4.4. Annotations

##### 4.4.1. Annotations multimodales et émotionnelles

Dans l'expérience réalisée avec le corpus Geek, nous arrivons à collecter deux types de données d'interaction : la vidéo(données visuelles et auditives) et l'audio(données auditives) de la conversation humain-robot.

Grâce aux données visuelles, nous pouvons faire une analyse multimodale et émotionnelle pour détecter la personnalité du participant, en supposant que les personnes ayant des personnalités différentes auront la différence sur des mouvements physiques, des émotions ou des stratégies conversationnelles dans l'interaction humain-robot au contexte similaire. Dans cette partie d'annotation des vidéos, nous avons utilisé l'outil d'annotation Elan. La figure 4.9 présente un exemple d'annotation d'une vidéo du participant dans l'interface d'utilisation du logiciel Elan :

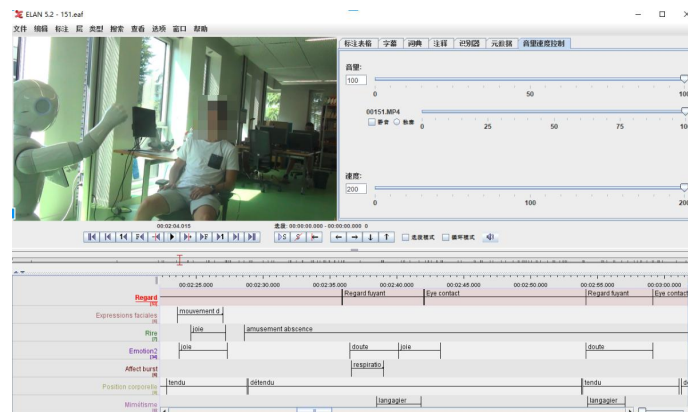


Figure 4.9 L'interface d'annotation sur Elan

L'annotation des vidéos sur Elan est un travail énorme qui nécessite énormément du temps. Les deux annotateurs des 20 vidéos du participant dans notre expérience sont Mehdi Lahmar (français) et moi (chinoise) -- deux étudiantes en formation Langue et Informatique qui parlent couramment français. Nous avons accordé des consignes d'annotation avec Margot Lacour qui travaille dans la même équipe que nous. Nous avons annoté chacun 10 vidéos, en outre, l'annotation des vidéos sur l'aspect émotionnel est réalisé individuellement par nous deux, nous avons donc une double annotation émotionnelle dans les 20 vidéos.

Les annotations sur Elan sont composées en deux parties : la première partie des annotations concerne la réaction du participant face aux questions privées posées par le robot, ainsi que le segment de parole; la deuxième partie des annotations sert à connaître l'ensemble des productions langagières, gestuelles et émotionnelles du participant durant la conversation avec le robot.

Dans la première partie des annotations, nous avons annoté d'abord la réponse du participant face aux questions privées posées par le robot (« Réponse au robot ») : est-il s'agit d'une réponse complète, une réponse partielle, une confiance ou sans réponse.

Ensuite, nous avons annoté le nombre de fois que le robot assiste à poser la même question au participant (Numéro de tentatives) : quand il s'agit d'une réponse partielle du participant à la question du robot, ou quand il manque la réponse du participant à la question du robot, le robot peut répondre par exemple : « Je t'en prie, réponds-moi. » ou « Je sais que tu es en train de me mentir, dis-moi la vérité, s'il te plaît. ». Même quand il s'agit d'une réponse complète ou une confiance du participant à la question du robot, le robot peut toujours continuer à poser la question telle que : « Dis m'en plus, je t'écoute. ».

En comparant cette partie d'annotation du chaque participant, on peut faire une première hypothèse que les participants qui répondent pas du tout à la question posée par le robot ou ayant toujours une réponse partielle à la question du robot sont sans doute moins ouverts à l'expérience (la détection de l'ouverture à l'expérience); en outre, les participants répondent toujours avec la patience au robot, même si ce dernier assiste plusieurs fois sur la même question en disant que « Cela a l'air intéressant, peux-tu me dire plus? », sont plus agréables (la détection de l'agréabilité) ou plus ouverts (la détection de l'ouverture) etc.

Nous avons également annoté la durée de temps des réponses du participant aux questions du robot, cela nous aide à segmenter le corpus à utiliser dans l'analyse du son pour détecter la personnalité en séparer le son du robot et le son humain. Nous pouvons aussi faire l'hypothèse que les personnes parlent plus longtemps sont sans doute plus extraverties (la détection de l'extraversion).

Dans la deuxième partie des annotations, nous avons annoté d'abord **des productions gestuelles** telles que le regard, la position corporelle et les expressions faciales :

### **Le regard**

Pour annoter le regard, nous avons deux catégories : « Regard contact (quand le participant regarde le robot directement dans les yeux) » et « Regard fuyant (quand le participant regarde ailleurs dans la conversation) ».

## **Position corporelle**

Nous avons également divisé la position corporelle en trois catégories : « Position corporelle tendue », « Position corporelle détendu » et « Position corporelle neutre ».

## **Expressions faciales**

Dans les expressions faciales, nous avons annoté les expressions faciales telles que le sourire, les sourcils froncés, l'expression interrogative, les mouvements de tête positifs et les mouvements de tête négatifs, nous avons ensuite classé ces expressions faciales en trois catégories : les expressions faciales positives (le sourire, les mouvements de tête positifs), les expressions faciales négatives (les sourcils froncés et les mouvements de tête négatifs) et les expressions faciales neutres (l'expression interrogative).

Les hypothèses que nous pouvons faire selon les expressions faciales sont : les participants ayant plus d'expressions faciales sont probablement plus Extravertis (la détection de l'extraversion); les participants qui ayant plus de Regard contact au robot sont sans doute plus ouverts à l'expérience (la détection de l'ouverture); les participants ayant une grande quantité des positions tendues sont peut-être plus faciles à être énervés (la détection du neuroticisme) etc..

Ensuite, nous avons annoté les productions langagières telles que l'affect burst, les actes de stratégies conversationnelles et le mimétisme.

## **Affects bursts**

Les affects bursts sont définis comme de courtes expressions émotionnelles non vocales. Schröder croit que les affects bursts, présentées sans contexte, peuvent véhiculer une signification émotionnelle clairement identifiable (Schröder, 2002). Dans l'annotation des affects bursts, nous avons annoté les signes paralinguistiques tels que le soupir, le grognement, la respiration, l'hésitation, l'interjection et le rire du participant durant la conversation humain-robot. Analyser l'utilisation d'affects bursts dans la conversation humain-robot peut également contribuer à la détection de la personnalité.

En ce qui concerne l'annotation des rires du participant. Marcos croit que le rire est un geste d'apaisement qui exprime une certaine inadaptation et qui exploite l'élasticité des liaisons entre le personnage, le groupe et la société en général (Marcos, 2014). La façon de rire d'une personne peut révéler sans doute sa personnalité. Dans l'annotation du rire, nous avons annoté trois genres de rires : les rires de sarcasme, les rires de gêne et les rires d'amusement. le rire sarcasme

est un rire qui désigne une moquerie ironique, une raillerie tournant en dérision une personne ou une situation; le rire de gêne est un rire provoqué par une situation rendant le locuteur nerveux et le rire d’amusement est un rire traduisant une émotion positive, le locuteur est amusé. Nous avons ensuite classé les rires en deux catégories : les rires positifs (les rires d’amusement) et les rires négatifs (les rires de sarcasme et les rires de gêne). Nous pouvons supposer que les participants qui rient plus sont plus extravertis (la détection de l’extraversion) ou bien les participants ayant plus de rires positifs sont plus agréables (la détection de l’agréabilité).

### **Acte des stratégies conversationnelles**

Nous constatons selon l’expérience que parfois, même dans une conversation humain-robot, les participants respectent les conventions sociales à travers les rôles qu’ils jouent. Les stratégies conversationnelles jouent un rôle important dans les interactions conversationnelles. Dans l’annotation des actes de stratégies conversationnelles, nous allons annoter la reconnaissance (les clarifications, les justifications, les incitations, les conseils), le Self-disclosure, les actes de politesse (les excuses, les remerciements, les compliments, les encouragements), l’humour, les questions du participant au robot, et les reproches. Nous avons divisé ces indices en deux catégories : les stratégies conversationnelles positives (la reconnaissance, le Self-disclosure, les actes de politesse, l’humour et les questions du participant au robot) et les stratégies conversationnelles négatives (les reproches).

### **Le mimétisme**

Le mimétisme est une stratégie adaptative d’imitation, il se réalise par l’apprentissage et la synchronisation à la personne imitée. Dans l’annotation du mimétisme, nous avons annoté les mimétismes langagiers (la reprise des expressions, des phrases, de la structure langagière, de l’accent etc.) et les mimétismes paralinguistiques (le mimétisme du son, du rire, du geste etc.).

Et à la fin, nous avons annoté les **productions émotionnelles**. Nous arrivons à annoter 8 genres d’émotions : la surprise, la joie, la gêne et le doute, la fierté, le soulagement, l’inquiétude et l’empathie. La description de ces émotions et des exemples sont présentés dans le tableau suivant :

Émotion	Description	Exemple
Surprise	Le locuteur exprime une exclamation pour désigner un effet de surprise.	« Wow ! » ; mouvement de haussement de sourcil.
Joie	Le locuteur est très à l'aise, il se réjouit.	« Ah, c'est super ! » ; sourire
Gêne	Sentiment de culpabilité vis à vis d'un acte mal approprié à la situation, où d'un manque de connaissance se traduisant par des excuses ou des expressions d'un sentiment d'embarras.	« Je suis désolé, je n'en ai aucune idée... »
Doute	État de l'esprit qui est incertain de la réalité d'un fait, de la vérité de paroles, de la conduite à adopter dans une circonstance.	« Quoi ? Je n'ai pas compris... » ; un des deux sourcils élevé
Énervement	Le locuteur est impliqué dans la situation de communication, mais il réagit négativement au comportement de son interlocuteur (car le comportement de ce dernier le choque, ou va à l'encontre de son système de valeur ou de ses exigences)	« J'ai vraiment pas envie de répondre cette question » ; sourcils froncés
Fierté	Le locuteur montre un sentiment de joie ou de contentement vis à vis d'une de ses actions passées.	« Yeah! Gagné ! » ; serrer le poing en le mouvant de haut en bas
Soulagement	Fin d'une situation embarrassante, ou provoquant du stress pour le locuteur. Apaisement de la situation conversationnelle.	« Wouf ! Sauvé ! » ; soupir largement
Inquiétude	Le locuteur réagit à une situation qu'il juge anormale. Il est anxieux.	Hésitation; position corporelle tendu
Empathie	Le locuteur perçoit l'émotion exprimée par l'interlocuteur. Il se met dans une disposition telle qu'il éprouve la même émotion que l'interlocuteur, sans pour autant que les événements déclencheurs de l'émotion chez l'interlocuteur ne concerne directement le locuteur.	« Oui, je le comprends. »
Neutre	Aucune émotion n'est perçue ou ne prédomine l'échange.	

Nous avons ensuite classé les émotions en trois catégories : les émotions positives (la joie, la fierté, la surprise, l'empathie, le soulagement), les émotions négatives (la gêne, l'inquiétude) et les émotions neutres (le doute). Nous pouvons



supposer que les participants montrant plus d'émotions sont plus extravertis (la détection de l'extraversion) ou bien les participants ayant plus d'émotions positives sont plus agréables (la détection de l'agréabilité).

Dans le traitement des données auditives, nous allons utiliser l'outil d'annotation Praat pour une annotation automatique prosodique et acoustique.

#### 4.4.2. Problèmes d'annotation

##### 4.4.2.1. La définition d'étiquettes

Pour que les annotations multimodales et émotionnelles soient fiables, une consigne validée par l'expert sur les étiquettes est nécessaire. Cependant, dans notre annotation du Elan, il reste quelques difficultés sur la définition des étiquettes dans la consigne d'annotation :

##### 1) La réponse au robot

Pour l'annotation de la réponse du participant à la question posée par le robot, nous avons une première définition :

Absence de la réponse	Le locuteur ne répond pas à la question du robot.
Réponse partielle	Le locuteur répond en partie ou évite d'en dire trop au robot.
Réponse complète	Le locuteur donne l'intégralité des informations demandées, de façon plutôt précise.
Confidence	Le locuteur répond à la question et en dit plus que ce qui était demandé

La difficulté d'annotation consiste à la distinction d'une réponse complète et une confiance dans certains cas. Les questions posées par le robot aux participants ont deux formes : la question fermée et la question ouverte :

Question	Définition	Exemple
Question ouverte	Les questions ouvertes servent à comprendre, à faciliter l'expression, à dialoguer, à échanger. Elles commencent par un adverbe (pourquoi, combien, comment, quand) ou un adjectif/pronom interrogatif (quel, quoi, qui) d'où le fameux QQQQCP (Quoi, Qui, Où, Quand, Combien voire comment, Pourquoi).	«Pourquoi ....?»; «Quel est ... ?»; «Comment faire pour y arriver ... ?» Exemple dans l'expérience : «Dans la série Futurama, quel est le nom complet du robot ?» ; «Où habites-tu ?»
Question fermée	Les questions fermées servent à valider, cadrer et obtenir un accord. Généralement, on peut répondre à la question fermée par «oui» ou «non».	«Je sais que tu travailles au labo, ton boulot te plaît?»

Il est parfois difficile à distinguer une question fermée à une question ouverte, par exemple, la question « Je sais que tu travailles au labo, peux-tu me dire ce que tu fais? », la forme de cette question est une question fermée, nous pouvons répondre simplement par « oui » ou « non ». Cependant, cette question est en effet un énoncé implicite, en posant cette question, on attend d'une présentation de son travail par le participant. Il a donc besoin de définir s'il s'agit d'une réponse complète ou une réponse partielle quand le participant ne répond que « oui » ou « non » à ces questions en raison d'une hétérogénéité énonciative se produise (Authier-Revuz, 1984). En outre, dans les questions telles que « Cela a l'air intéressant, peux-tu me dire plus ? », où le robot demande au participant des informations plus précises, si le participant donne des informations plus précises, s'agit-il une réponse complète puisque le participant donne des informations dont le robot lui demande ou plutôt une confiance parce que le participant donne des informations concrètes ?

## 2) Regard

Dans l'annotation du regard du participant, nous définissons le regard fuyant comme quand le participant regarde ailleurs que les yeux du robot, cependant, nous n'arrivons pas physiquement à fixer notre regard dans un endroit tout le temps, il faut donc définir plus précisément le regard fuyant, par exemple, est-il une durée minimale pour un regard fuyant ?

### 4.4.2.2. Les annotateurs et la culture différente

Tout d'abord, il faut savoir combien d'annotateurs est nécessaire pour une annotation fiable. Nous n'arrivons pas toujours à catégoriser spécifiquement des comportements humains tels que la position corporelle humaine ou les émotions humaines, il faut donc au moins deux annotateurs, ou trois annotateurs si on veut faire un vote majoritaire. Cela nous offre la possibilité de calculer le Kappa de Cohen pour avoir la fiabilité inter-évaluateurs, et donc d'obtenir une annotation plus fiable. Il nécessite aussi une annotation par des experts qui sont capables de définir précisément les notions des indices multimodaux et émotionnels dans l'annotation.

En comparant la double annotation d'émotions des deux annotateurs de notre expérience, nous remarquons que ces deux annotateurs venant de deux pays différents interprètent de manière différente un même comportement émotionnel du participant. Nous pouvons regarder cette différence d'annotation dans deux dimensions : la dimension de personnalité (une micro dimension) et la dimension culturelle (une macro dimension).

Les personnes ayant différentes personnalités réagissent différemment dans un même contexte, de même, elles auront de différentes interprétations à une même réaction réalisée au même contexte. Par exemple, pour un rire du participant face à l'échec de répondre la question quiz du robot, un annotateur introverti l'interprète peut-être comme l'émotion gêne, tandis que un annotateur extraverti l'interprète sans doute comme l'émotion joie. De même, quant à l'annotation de la position corporelle, nous trouvons une difficulté d'annoter la position corporelle comme tendue ou détendue, vu que les signes ne sont pas toujours évidents. Dans notre expérience par exemple, les participants ont différentes réactions quand ils s'assoient sur une chaise pivotante: certains d'entre eux commencent parfois à tourner la chaise largement ce qui est un signe de stress pour certaines personnes, pour les autres cela peut être un signe détendu; certaines personnes tournent leur chaise légèrement, et certains restent toujours immobiliers. Nous ne pouvons pas savoir toujours précisément la signification de ces mouvements. C'est la raison pour laquelle qu'il nécessite plusieurs annotateurs, il est aussi conseillé de trouver des annotateurs de différentes personnalités.

La culture joue un rôle important dans l'interaction humaine ainsi que dans l'interaction humain-robot. Les personnes ayant une culture différente réagissent de manière différente face à la même situation. Prenons exemple sur la façon de saluer, elle est différente dans le monde entier : en France, on se serre la main dans un cadre professionnel et fait la bise dans le cadre privé; en Thaïlande et en Inde, on joint les deux mains en bas de son visage et de s'incliner vers son interlocuteur; en Chine, on bouge la tête vers le bas; au Japon, on incline la tête et le buste; en Afrique du Nord et au Moyen-Orient ou dans les pays à dominance islamique, on met sa main droite devant son cœur et de dire « Salam » (ou « Salam aleikoum »); en Amérique du Sud, notamment les pays hispaniques, on se donne l'accolade entre amis et se serre la main lors de la première rencontre et aux États-Unis, il est important de conserver une distance avec son interlocuteur et de donner une poignée de main. Cette différence de la salutation présente déjà pendant notre expérience, nous pouvons voir deux exemples: quand le robot salue le participant en disant bonjour et en secouant ses mains, un locuteur brésilien fait une imitation gestuelle pour saluer au robot, tandis qu'un locuteur chinois salue le robot en baissant simplement un peu sa tête.

La préservation de la distance physique entre deux personnes a aussi des critères différents selon la culture, par exemple, à l'Amérique latine, la distance physique entre deux personnes reste proche; aux États-Unis, on doit garder la distance d'un bras; et au Japon, on garde une distance lointaine.

Il existe également une différence culturelle sur le fait de regarder l'interlocuteur dans les yeux : dans la plupart des pays occidentaux, en France par exemple, regarder à intermittence son interlocuteur dans les yeux pendant une conversation est un signe de respect et de sincérité; cependant, dans la plupart des

pays asiatiques et arabes, regarder longtemps l'interlocuteur dans les yeux durant la conversation est perçu comme un manque de respect, pour ne pas être considéré comme envahissant, les locuteurs minimisent le temps du contact dans les yeux de son l'interlocuteur; et dans les pays du Moyen-Orient, un regard contact constamment dans les yeux de l'interlocuteur est un signe être concentré à la conversation.

La manière de montrer ses émotions se diverse aussi selon la culture. Par exemple, aux États-Unis, un sourire est un signe de la gentillesse et de la salutation, tandis qu'en Corée, un sourire indique l'embarras et en Russie, un sourire aux inconnus signifie l'insincérité, il est donc inapproprié dans ces pays pour un adulte de sourire devant le public. Dans certaines cultures, il est bien vu de montrer ses émotions, tandis que dans les autres cultures, montrer ses émotions est un signe de non tenue. En Amérique latine, les émotions sont exprimées de façon assez directe; en Chine, on montre les émotions positives aux autres, mais les émotions négatives sont plutôt cachées et au Japon et en Thaïlande, il n'est pas convenable de montrer ses émotions. Les émotions sont des sentiments qui peuvent a priori se contrôler, cela augmente la difficulté de les détecter seulement par les signes visuels.

#### **4.5. Extraction d'indices**

##### *4.5.1. Extraction automatique des indices prosodiques*

La prosodie est définie par l'ensemble de ses paramètres acoustiques (fréquence fondamentale, intensité et durée) et par certaines des fonctions qu'elle véhicule (notamment son rôle dans l'organisation des tours de parole). De manière générale, dans la mesure où les indices sont considérés pertinents dans l'interaction, à savoir s'ils influent sur le déroulement du discours et l'alternance des locuteurs par exemple, les interactionnistes considèrent qu'il faut les prendre en compte (Szczepiek Reed, 2006). D'un point de vue acoustique, la prosodie désigne les phénomènes liés à la variation dans le temps des paramètres de hauteur (liée à la fréquence fondamentale, fréquence de vibration des cordes vocales), d'intensité (liée à l'amplitude et à l'énergie) et de durée des sons. D'un point de vue perceptuel, la variation dans le temps de ces paramètres correspond à la perception de l'intonation des phrases, de l'accentuation et du rythme. Il s'agit de caractéristiques supra-segmentales, par opposition aux caractéristiques segmentales liées à la réalisation des phonèmes des langues (Jérôme Farinas, 2005). Dans l'extraction des indices prosodiques, nous avons réalisé une

extraction automatique des paramètres acoustiques avec l'outil de traitement d'audio Praat.

Tout d'abord, avec l'outil Elan, nous avons annoté tous les réponses du participant dans la conversation humain-robot. Durant la conversation, chaque participant répond à 8 questions quiz posées par le robot, ainsi que 6 questions privées, chaque question privée est introduite par une autre question moins privée. Si le participant refuse à répondre les questions posées par le robot, le robot va reposer la question d'une autre manière. Pour cela, tous les participants ont répondu une vingtaine à une trentaine de questions au robot, nous avons donc obtenu 20 - 30 fragments acoustiques par personne.

Ensuite, avec un code python, nous avons extrait ces fragments qui ne contiennent que la voix du participant, pour obtenir des fichiers sous format WAV sans la voix du robot.

	Durée des segments dans la prise de parole	Durée des segments sonores
Total	1685.7(s)	1059.62(s)
Min	0.63(s)	0.27(s)
Max	31(s)	28.54(s)

Avec un script Praat, nous sommes arrivés à extraire 20 indices prosodiques (ex. la vitesse de la parole, l'intensité de la voix, la fréquence fondamentale, la distribution d'énergie spectrale). Ces indices peuvent être catégorisés en deux dimensions : la dimension de l'intonation et la dimension de qualité de la voix.

La notion d'intonation articule en effet deux dimensions partiellement indépendantes : la structure métrique qui définit les relations entre différents degrés de prééminence des unités syllabiques et la structure tonale qui définit les unités de construction des contours intonatifs (Roxane Bertrand, 2012). Dans la dimension de l'intonation, nous avons annoté : le volume (dB), la hauteur (Hz,  $70 < F_0 < 800$ ) et la vitesse de parole, ces indices caractérisent la façon dont quelqu'un parle. Pour cela, nous avons extrait les indices suivants :

- le nombre de pauses: plus de 0,3 second de silence ( silence < 25 dB)
- la durée totale de la prise de parole
- la durée totale des segments sonores
- le taux de parole (la durée totale des segments sonores / la durée totale de la prise de parole)
- la durée moyenne de syllabe (la durée totale des segments sonores / le nombre total de syllabe)
- taux d'articulation (le nombre total de syllabe / la durée totale des segments sonores)

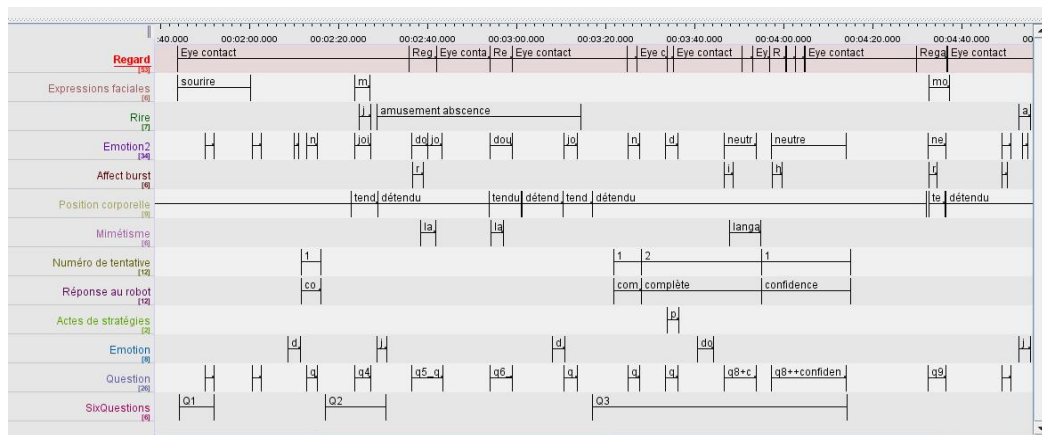
Dans la dimension de la qualité de la voix qui reflète la manière dont la distribution de l'énergie dans le spectre de fréquences affecte la parole, nous avons extrait les indices suivants :

- l'impulsion acoustique(pulse)
- la gigue (Jitter) : reflète la périodicité de la vibration du pli vocal(la fréquence fondamentale varie d'un cycle à l'autre), c'est une mesure des perturbations à court terme de la fréquence fondamentale du signal sonore. Les valeurs de gigue dans les voix normales vont de 0,2 à 1%( Ferrand,2007)
- le chatolement (Shimmer) : variation à court terme (cycle à cycle) de l'amplitude du signal sonore
- HNR (Rapport harmonique/bruit, dB) : est une mesure qui quantifie la quantité de bruit additif dans le signal vocal, plus le HNR est bas, plus la voix est bruyante

Le résultat de l'extraction des indices est sorti sous format XLS, nous l'avons ensuite transformé sous format ARFF pour détecter la personnalité avec ces indices en Weka.

#### 4.5.2. *Extraction des indices multimodaux et émotionnels à partir des vidéos*

L'extrait des indices multimodaux et émotionnels à partir des vidéos est réalisé sur l'outil d'annotation des vidéos Elan. En raison de n'avoir que l'annotation de 20 participants, nous n'avons pas pu extraire les indices à partir de toute la conversation qui nous n'offre que 20 données. Nous avons extrait des indices à partir d'une annotation nommée « SixQuestions » qui annote les six tours de parole entre le participant et le robot sur les six questions privées, nous avons eu donc 120 données en total (6 données par personne).



Dans chaque tour de parole, nous allons extraire tous les indices multimodaux et émotionnels :

- Regard (regard contact et regard fuyant)
- Expressions faciales (expressions faciales positives, expressions faciales négatives et expressions faciales neutre)
- Affects bursts (nous avons annoté en plus les rires positifs et les rires négatifs)
- Émotions (émotions positives, émotions négatives et émotions neutres)
- Mimétisme
- Actes de stratégies conversationnelles
- Réponse au robot (absence de réponse, réponse partielle, réponse complète et confiance)
- Positions corporelles (position corporelle détendue, position corporelle tendue et position corporelle neutre)
- Temps de parole (durée du fragment de conversation)
- Numéro de question

Nous avons extrait ces indices avec un code Python, le résultat est sorti en format XLS, nous l'avons ensuite transformé en format ARFF pour détecter la personnalité avec ces indices en Weka.

#### 4.6. Détection de la personnalité

Pour étudier plus en détail comment les indices multimodaux et émotionnels sont liés aux traits de personnalité du modèle des Big Five, nous avons testé les fichiers sous format ARFF dans le logiciel Weka avec le classificateur RandomForest (cross-validation = 10 folds). Un classificateur RandomForest comprend plusieurs arbres de décision. L'importance d'une entité dans le RandomForest est définie comme son importance moyenne dans tous les

arbres de décision des composants. Dans un seul arbre de décision, l'importance d'une entité est définie par toutes les décisions prises en fonction de cette entité: plus le nombre de décisions est élevé, plus l'erreur de classification moyenne est faible et plus les décisions sont prises dans l'arborescence, plus la caractéristique était importante pour Breiman (2001).

Selon la théorie de la probabilité, si toutes les prévisions ont été faites uniformément au hasard et que toutes les ranges de scores sont également probables, le score F-Mesure résultant pour trois classes équilibrées devrait être de 0,33, de légères déviations par rapport à ces hypothèses, par exemple des classes déséquilibrées, pourraient en pratique aboutir à des résultats différents. Pour cela, nous avons supprimé une partie de données (vecteurs) extraites d'audio pour équilibrer les trois classes (chaque classe possède 160 vecteurs, 480 vecteurs par trait de personnalité en total). Cependant, en raison d'avoir que 120 données (vecteurs) en total extrait des vidéos, nous n'arrivons pas à supprimer les données (vecteurs) pour équilibrer les trois classes, nous avons donc testé d'abord sur les données complètes, ensuite nous avons dupliqué quelques vecteurs pour équilibrer les trois classes pour chaque trait de personnalité : chaque classe possède à la fin 54 vecteurs, les données en total sont 162 vecteurs par trait de personnalité (au lieu de 120 vecteurs).

Dans la détection des cinq traits de la personnalité avec les indices extraits à partir des données audio et vidéo, nous arrivons à prédire la personnalité des 20 participants avec une précision de plus de 70% (les fichiers du résultat en détail sont dans l'annexe) :

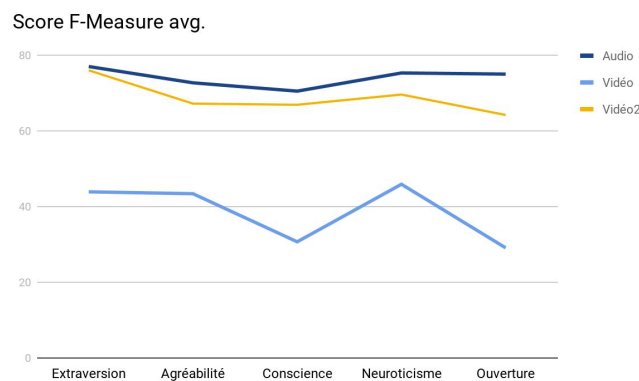


Figure 4.6.1 Le score de F-Mesure dans la détection des cinq traits de personnalité

La figure 4.6.1 présente le score de F-Mesure de la détection de personnalité en Weka, à partir des indices prosodiques, les indices multimodaux et émotionnels. Dans la détection des cinq traits de la personnalité avec les indices extraits à partir des audio, nous arrivons à prédire les cinq traits de personnalité des 20 participants avec des résultats dont le F-Mesure allant 70-80% (ligne Audio dans la figure 4.6.1). Nous constatons que le trait d'extraction est mieux prédit (F-Mesure = 0,770) parmi les cinq traits, le trait neuroticisme est aussi bien



prédit (F-Mesure = 0,753) ainsi que le trait d'ouverture (F-Mesure = 0,750), le trait de conscience est un peu moins bien prédit par les cinq traits (F-Mesure = 0,705).

Nous avons ensuite regardé les indices (attributs) qui contribuent le plus à prédire l'extraversion. Nous trouvons que la hauteur et l'intensité de la voix sont les indices les plus importants pour prédire l'extraversion, ainsi que les indices Jitter et Shimmer.

The screenshot shows the 'InfoGainAttributeEval' window. The 'Search Method' is set to 'Ranker -T-1.7976931348623157E308 -N-1'. The 'Attribute Selection Mode' is set to 'Cross-validation' with 'Folds' set to 10 and 'Seed' set to 1. The 'Attribute selection output' table lists attributes ranked by their average merit and average rank. The 'Result list' on the left shows a list of search iterations, with the last one highlighted.

average merit	average rank	attribute
0.154 +- 0.021	1.3 +- 0.64	1 medianPitch
0.137 +- 0.01	2.1 +- 0.7	11 max_int
0.117 +- 0.024	2.8 +- 0.75	12 mean_int
0.086 +- 0.021	4.6 +- 1.11	28 jitter_ppq5
0.066 +- 0.009	5.5 +- 1.2	9 shimmer_loc
0.063 +- 0.005	5.7 +- 1.27	10 min_int
0.06 +- 0.008	6.7 +- 1.55	27 jitter_loc_abs
0.051 +- 0.004	9.1 +- 2.3	4 minPitch
0.049 +- 0.005	10.3 +- 2.15	31 shimmer_apq3
0.045 +- 0.016	11.8 +- 4.98	32 shimmer_apq5
0.04 +- 0.02	12.4 +- 5.16	13 sd_int
0.042 +- 0.014	12.9 +- 2.66	8 jitter_loc
0.044 +- 0.002	13.3 +- 1.42	24 sdPeriod
0.045 +- 0.004	13.4 +- 2.11	29 jitter_rap
0.041 +- 0.014	14 +- 4.58	33 shimmer_loc_dB
0.042 +- 0.004	14.2 +- 2.48	19 speakingrate
0 +- 0	18.5 +- 1.02	2 meanPitch
0 +- 0	18.5 +- 1.75	3 sdPitch
0 +- 0	18.6 +- 1.96	6 nPulses
0 +- 0	19.3 +- 1.79	7 pctUnvoiced
0.004 +- 0.013	20.1 +- 1.87	5 maxPitch
0 +- 0	22.2 +- 0.6	35 mean_nhr
0 +- 0	22.7 +- 2.33	14 mean_hnr
0.007 +- 0.014	24.1 +- 3.91	26 pctVoicebreaks
0.004 +- 0.013	25.7 +- 3.49	30 shimmer_apq11

Nous avons ensuite regardé les indices (attributs) qui contribuent le plus à prédire le neuroticisme. Nous trouvons que la hauteur et l'intensité de la voix sont les indices les plus importants pour prédire le neuroticisme.

The screenshot shows the 'InfoGainAttributeEval' window. The 'Search Method' is set to 'Ranker -T-1.7976931348623157E308 -N-1'. The 'Attribute Selection Mode' is set to 'Cross-validation' with 'Folds' set to 10 and 'Seed' set to 1. The 'Attribute selection output' table lists attributes ranked by their average merit and average rank. The 'Result list' on the left shows a list of search iterations, with the last one highlighted.

average merit	average rank	attribute
0.118 +- 0.009	1 +- 0	1 medianPitch
0.084 +- 0.006	2.5 +- 0.5	23 meanPeriod
0.085 +- 0.007	2.7 +- 0.64	10 min_int
0.069 +- 0.005	4.6 +- 0.49	2 meanPitch
0.068 +- 0.005	5.2 +- 0.75	5 maxPitch
0.058 +- 0.006	6.8 +- 1.54	24 sdPeriod
0.059 +- 0.014	7.5 +- 2.62	11 max_int
0.053 +- 0.004	7.7 +- 0.78	17 originaldur
0.052 +- 0.013	9.5 +- 3.47	12 mean_int
0.041 +- 0.014	12.3 +- 5.27	33 shimmer_loc_dB
0.028 +- 0.023	12.5 +- 3.11	9 shimmer_loc
0.039 +- 0.013	13.1 +- 5.56	22 nPeriods
0.029 +- 0.015	15.8 +- 1.72	3 sdPitch
0.032 +- 0.021	16 +- 7.24	28 jitter_ppq5
0.025 +- 0.021	16.1 +- 2.88	6 nPulses
0 +- 0	17.8 +- 1.78	8 jitter_loc
0.026 +- 0.021	18 +- 6.34	31 shimmer_apq3
0.026 +- 0.021	18.5 +- 6.59	32 shimmer_apq5
0 +- 0	18.9 +- 1.3	4 minPitch
0 +- 0	18.9 +- 1.76	7 pctUnvoiced
0.021 +- 0.021	19.7 +- 6.29	30 shimmer_apq11
0 +- 0	20.1 +- 2.12	13 sd_int
0 +- 0	20.6 +- 2.76	14 mean_hnr
0 +- 0	22 +- 0.45	35 mean_nhr
0 +- 0	25.3 +- 4.43	15 voicedcount

Nous avons ensuite regardé les indices (attributs) qui contribuent le plus à prédire l'ouverture. Nous trouvons que la hauteur et l'intensité de la voix sont les indices les plus importants pour prédire l'ouverture, ainsi que le jitter.

The screenshot shows the 'InfoGainAttributeEval' window. The 'Search Method' is 'Ranker -T-1.7976931348623157E308 -N-1'. The 'Attribute Selection Mode' is 'Cross-validation' with 'Folds' set to 10 and 'Seed' set to 1. The 'Result list' on the left shows several entries, with '16:43:34 - Ranker + InfoGainAttributeEval' selected. The 'Attribute selection output' table on the right displays the following data:

average merit	average rank	attribute
0.19 +- 0.017	1 +- 0	1 medianPitch
0.14 +- 0.013	2.3 +- 0.64	11 max_int
0.114 +- 0.02	3.2 +- 0.75	27 jitter_loc_abs
0.116 +- 0.018	3.7 +- 0.64	23 meanPeriod
0.094 +- 0.014	4.9 +- 0.7	2 meanPitch
0.077 +- 0.005	6.4 +- 0.66	22 nPeriods
0.073 +- 0.006	7.7 +- 0.64	6 nPulses
0.073 +- 0.008	7.9 +- 1.14	18 speakingtot
0.065 +- 0.016	10.3 +- 2.37	4 minPitch
0.059 +- 0.009	11.8 +- 3.43	5 maxPitch
0.058 +- 0.006	11.9 +- 1.7	8 jitter_loc
0.056 +- 0.005	12.7 +- 2.79	17 originaldur
0.055 +- 0.005	12.9 +- 1.97	34 mean_autocorr
0.056 +- 0.006	13.1 +- 2.21	35 mean_hnr
0.056 +- 0.006	13.4 +- 2.62	12 mean_int
0.053 +- 0.005	14.5 +- 1.5	14 mean_hnr
0.036 +- 0.018	20.8 +- 5.86	29 jitter_rap
0.037 +- 0.013	20.8 +- 2.6	25 nVoicebreaks
0.026 +- 0.022	21.9 +- 3.14	33 shimmer_loc_db
0.027 +- 0.022	22 +- 5.85	30 shimmer_apq1
0.022 +- 0.022	23.8 +- 5.46	32 shimmer_apq5
0.025 +- 0.02	24.4 +- 4.94	9 shimmer_loc
0.023 +- 0.019	24.9 +- 5.01	15 voicedcount
0.021 +- 0.022	25.5 +- 5.7	31 shimmer_apq3
0 +- 0	25.5 +- 1.5	3 sdPitch

Dans la détection des cinq traits de la personnalité avec les indices extraits à partir des vidéos, nous avons deux résultats :

1) Avec les données complètes (120 vecteurs), nous arrivons à prédire les cinq traits de personnalité des 20 participants avec des résultats dont le F-Mesure allant 20-40% (ligne Vidéo dans la figure 4.6.1). Nous avons constaté que le trait de personnalité de neuroticisme (F-Mesure = 0,459) est mieux prédit par rapport aux autres traits. Cependant, nous arrivons pas à prédire les traits de personnalité de conscience (F-Mesure = 0,307) et d'ouverture (F-Mesure = 0,291).

Nous avons ensuite regardé les indices (attributs) qui contribuent le plus à prédire le neuroticisme. nous trouvons que le rire positif occupe une place importante dans la prédiction du trait de personnalité de neuroticisme.

The screenshot shows the 'InfoGainAttributeEval' window. The 'Search Method' is 'Ranker -T-1.7976931348623157E308 -N-1'. The 'Attribute Selection Mode' is 'Cross-validation' with 'Folds' set to 10 and 'Seed' set to 1. The 'Result list' on the left shows several entries, with '15:18:14 - Ranker + InfoGainAttributeEval' selected. The 'Attribute selection output' table on the right displays the following data:

average merit	average rank	attribute
0.096 +- 0.033	1.7 +- 1.49	5 rire_pos
0.005 +- 0.002	2.2 +- 0.6	22 question_number
0 +- 0	4.8 +- 1.4	7 emotion_pos
0 +- 0	5.1 +- 2.74	2 reponse_partielle
0.01 +- 0.031	5.6 +- 2.97	9 emotion_neu
0 +- 0	5.6 +- 1.28	8 emotion_neg
0 +- 0	6.9 +- 1.22	6 rire_neg
0 +- 0	7.4 +- 1.74	3 reponse_complet
0 +- 0	8.7 +- 2.05	4 reponse_confidence
0 +- 0	9.7 +- 1.79	21 Mimetisme
0 +- 0	10.6 +- 0.92	10 visu_contact
0 +- 0	12 +- 0	11 visu_fuyant
0 +- 0	13.6 +- 1.2	12 corps_pos
0 +- 0	14 +- 0	19 affect_burst
0 +- 0	15 +- 0	20 acte_strategie
0.012 +- 0.037	15.4 +- 4.8	18 duration
0.01 +- 0.03	16.3 +- 4.78	17 face_neu
0 +- 0	17 +- 2	13 corps_neg
0 +- 0	18.8 +- 0.4	16 face_neg
0 +- 0	19.8 +- 0.4	15 face_pos
0 +- 0	20.8 +- 0.4	14 corps_neu
0 +- 0	22 +- 0	1 reponse_absence

2) Avec des données multipliées (162 vecteurs), nous nous arrivons à prédire les cinq traits de personnalité des 20 participants avec des résultats dont le F-Mesure allant 60-80% (ligne Vidéo2 dans la figure 4.6.1). Nous avons constaté que le trait de personnalité d'extraversion (F-Mesure = 0,760) est mieux prédit par rapport aux autres traits. Le trait de personnalité de neuroticisme (F-Mesure = 0,696) est bien prédit également, le trait de personnalité d'ouverture (F-Mesure = 0,642) est moins bien prédit que les autres traits.

Nous avons ensuite regardé les indices (attributs) qui contribue le plus à prédire l'extraversion. Nous trouvons que le regard contact, l'affect burst, l'expression de l'émotion doute et expressions faciales positives (ex. sourire) ainsi que la confiance sont des indices importants dans la prédiction du trait de personnalité d'extraversion.

The screenshot shows the 'InfoGainAttributeEval' window. The 'Search Method' is set to 'Ranker -T-1.7976931348623157E308 -N-1'. The 'Attribute Selection Mode' is set to 'Cross-validation' with 'Folds' set to 10 and 'Seed' set to 1. The 'Attribute selection output' panel displays the results of a 10-fold cross-validation (stratified, seed: 1). The output is a table with three columns: 'average merit', 'average rank', and 'attribute'.

average merit	average rank	attribute
0.093 +- 0.008	1.2 +- 0.4	11 visu_fuyant
0.075 +- 0.009	3.2 +- 1.4	10 visu_contact
0.061 +- 0.021	4.9 +- 3.11	9 emotion_neu
0.055 +- 0.019	5.8 +- 3.54	19 affect_burst
0.005 +- 0.002	6.7 +- 0.9	22 question_number
0.031 +- 0.02	7.2 +- 1.99	4 reponse_confidence
0.053 +- 0.035	7.7 +- 7.48	17 face_neu
0.007 +- 0.022	9.7 +- 4.96	15 face_pos
0 +- 0	10.1 +- 0.54	5 rire_pos
0 +- 0	11.5 +- 0.5	3 reponse_complet
0 +- 0	12.1 +- 2.77	6 rire_neg
0 +- 0	12.1 +- 3.65	20 acte_strategie
0.027 +- 0.041	12.5 +- 8.14	18 duration
0 +- 0	13.1 +- 0.54	2 reponse_partielle
0 +- 0	13.5 +- 1.5	7 emotion_pos
0 +- 0	14.6 +- 2.65	8 emotion_neg
0 +- 0	15.4 +- 3.32	14 corps_neu
0.006 +- 0.019	15.5 +- 4.32	13 corps_neg
0 +- 0	15.9 +- 6.11	16 face_neg
0 +- 0	18.3 +- 1.1	12 corps_pos
0 +- 0	20 +- 0.89	21 Mimetisme
0 +- 0	22 +- 0	1 reponse_absence

The 'Result list (right-click for options)' panel shows a list of search results, with the last entry '15:32:40 - Ranker + InfoGainAttributeEval' selected.

Après, nous avons regardé de nouveau les indices (attributs) qui contribuent le plus à prédire le neuroticisme pour les données multipliées. Nous trouvons cette fois que le rire positif, les expressions faciales neutres (expressions interrogatives) et l'émotion neutre (doute) sont les facteurs les plus importants pour la prédiction du trait de personnalité de neuroticisme.

**Attribute Selection Mode**

☐ Use full training set

☒ Cross-validation Folds: 10 Seed: 1

(Nom) classes

Start Stop

**Result list (right-click for options)**

- 14:22:27 - BestFirst + CfsSubsetEval
- 15:04:29 - BestFirst + CfsSubsetEval
- 15:04:53 - Ranker + InfoGainAttributeEval
- 15:17:35 - Ranker + CorrelationAttributeEval
- 15:17:44 - Ranker + CorrelationAttributeEval
- 15:18:14 - Ranker + InfoGainAttributeEval
- 15:32:40 - Ranker + InfoGainAttributeEval
- 15:46:17 - Ranker + InfoGainAttributeEval

**Attribute selection output**

average merit	average rank	attribute
0.115 +- 0.015	1.3 +- 0.46	17 face_neu
0.098 +- 0.011	2.3 +- 1	5 rire_pos
0.084 +- 0.029	3.7 +- 2.79	9 emotion_neu
0.005 +- 0.001	5.7 +- 1.35	22 question_number
0.053 +- 0.027	7.6 +- 6.26	14 corps_neu
0.014 +- 0.028	7.7 +- 1.95	4 reponse_confidence
0 +- 0	7.9 +- 1.76	7 emotion_pos
0 +- 0	8.1 +- 2.43	8 emotion_neg
0.025 +- 0.038	8.7 +- 3.16	2 reponse_partielle
0 +- 0	9.1 +- 1.7	3 reponse_complet
0.003 +- 0.01	10.5 +- 2.2	6 rire_neg
0 +- 0	10.6 +- 2.2	10 visu_contact
0 +- 0	13 +- 0.45	11 visu_fuyant
0.017 +- 0.051	13.8 +- 4.31	18 duration
0 +- 0	14.6 +- 1.62	21 Mimétisme
0.02 +- 0.031	15.6 +- 6.51	15 face_pos
0 +- 0	16 +- 0.45	20 acte_strategie
0 +- 0	16.8 +- 0.98	19 affect_burst
0 +- 0	18.1 +- 0.3	16 face_neg
0 +- 0	19.1 +- 1.3	12 corps_pos
0 +- 0	20.8 +- 0.4	13 corps_neg
0 +- 0	22 +- 0	1 reponse_absence

Nous trouvons aussi le numéro de question occupe une place importante dans la prédiction des traits de personnalité, c'est-à-dire, le contexte d'interaction est important dans la prédiction de la personnalité.

En comparant le résultat obtenu avec deux types de données (prosodiques et visuelles), nous trouvons que les traits de personnalité d'extraversion et de neuroticisme sont plus faciles à détecter parmi les cinq traits et le trait de personnalité de conscience est difficile à détecter. En outre, le trait de personnalité d'ouverture est le plus difficile à détecter à partir des données visuelles.

## 5. Conclusion

Dans notre expérience de la détection de la personnalité dans l'interaction humain-robot, nous arrivons à détecter les cinq traits (OCEAN) de la personnalité du modèle des Big Five, avec un score de F-Mesure supérieur que 70%, à partir des indices prosodiques et des indices multimodaux extraits de 20 participants à l'expérience .

Parmi les cinq traits de personnalité du Big Five, nous arrivons à mieux prédire les traits de neuroticisme et d'extraversion et à moins bien prédire le trait de conscience et d'ouverture. Nous trouvons que les indices sur la hauteur et l'intensité de la voix sont les indices les plus importants dans la prédiction de personnalité à partir des données prosodiques. Nous trouvons également que, à partir des données audio de notre expérience, le contexte est un facteur important dans la détection de la personnalité; le rire positif et l'expression interrogative sont deux facteurs les plus importants pour détecter le trait de neuroticisme; en outre, le contact des yeux, l'affect burst, le sourire, l'expression du doute, les expressions faciales positives (sourire et mouvement de tête positif) ainsi que la confiance sont des facteurs les plus importants pour détecter le trait d'extraversion. Ce qui a validé notre hypothèse qu'une personne extravertie parle beaucoup, a plus des expressions faciales positives, sourit plus, produit plus d'affect burst et regarde ses interlocuteurs dans les yeux.

Nous pouvons proposer quelques perspectives à l'issue de ce travail :

### 1) Les indices multimodaux et émotionnels associés avec d'autres indices

Dans notre expérience sur la détection de la personnalité au modèle des Big Five dans l'interaction humain-robot, nous n'avons extrait que des indices multimodaux (ex. la voix, le geste, la posture et les expressions faciales) et émotionnels, cependant, les indices lexicaux-sémantiques sont aussi importants. Une étude sur les indices lexicaux-sémantiques (ex. le champ lexical) liés avec les indices multimodaux et émotionnels est attendue. En plus, nous pouvons également chercher d'autres indices sociaux tels que les empreintes numériques (Youyou et al., 2015) de la personne.

### 2) Le contexte

Nous nous demandons dans quelle mesure nos résultats sont-ils généralisés à des personnes qui ne sont pas dans le domaine de recherche scientifique et à des contextes différents. Sachant que pour une expérience menée au laboratoire, il n'est pas facile à trouver tous les indices multimodaux et émotionnels durant l'expérience d'interaction, par exemple, nous avons remarqué que dans l'annotation émotionnelle des vidéos de 20 participants, les émotions telles que le mépris, la colère, la

tristesse et le dégoût ne sont jamais présentées; il faut donc penser à un contexte qui sert mieux à trouver les indices multimodaux et émotionnels des participants.

3) L'interaction humain-robot à long terme

La prédiction de la personnalité peut être influencée par les états temporaires (ex. l'humeur, fatigue) du participant, ou de sa conscience au but de l'expérience. Une étude d'interaction humain-robot à long terme est donc espérée à être réalisée. En outre, l'étude à long terme résoudra la question concernant le contexte d'interaction.

4) La différence culturelle

Dans les cultures différentes, la façon d'exprimer d'une même chose peut être différente, il s'agit non seulement d'une différence langagière (le lexique et la structure de la langue etc.) mais aussi d'une différence paralinguistique (le gestuel, la position corporelle etc.). Il faut penser à inscrire la dimension culturelle dans l'étude des indices multimodaux et émotionnels ou linguistiques.



## 6. Annexe

Les résultats de détection des cinq traits de personnalité à partir des indices multimodaux et émotionnels (120 vecteurs) :

```

Test mode:      10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.17 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      54          45      %
Incorrectly Classified Instances    66          55      %
Kappa statistic                    0.1656
Mean absolute error                 0.424
Root mean squared error             0.4728
Relative absolute error             95.5672 %
Root relative squared error        100.3629 %
Total Number of Instances          120

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,595	0,359	0,472	0,595	0,526	0,227	0,618	0,474	agreeable
	0,524	0,295	0,489	0,524	0,506	0,226	0,648	0,447	disagreeable
	0,194	0,179	0,318	0,194	0,241	0,019	0,510	0,334	neutre
Weighted Avg.	0,450	0,282	0,432	0,450	0,434	0,164	0,596	0,422	

```

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  <-- classified as
25  8  9 | a = agreeable
14 22  6 | b = disagreeable
14 15  7 | c = neutre

```

```

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.16 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      37          30.8333 %
Incorrectly Classified Instances    83          69.1667 %
Kappa statistic                    -0.058
Mean absolute error                 0.4516
Root mean squared error             0.5021
Relative absolute error             103.3324 %
Root relative squared error         107.4162 %
Total Number of Instances          120

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,133	0,267	0,143	0,133	0,138	-0,137	0,368	0,200	conscience
	0,357	0,385	0,333	0,357	0,345	-0,027	0,454	0,335	moinsconscience
	0,375	0,403	0,383	0,375	0,379	-0,028	0,531	0,391	neutre
Weighted Avg.	0,308	0,362	0,306	0,308	0,307	-0,055	0,463	0,324	

```

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  <-- classified as
  4 14 12 | a = conscience
 10 15 17 | b = moinsconscience
 14 16 18 | c = neutre

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.12 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      58          48.3333 %
Incorrectly Classified Instances    62          51.6667 %
Kappa statistic                    0.1948
Mean absolute error                 0.4067
Root mean squared error             0.4627
Relative absolute error             92.3495 %
Root relative squared error         98.5716 %
Total Number of Instances          120

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,194	0,107	0,438	0,194	0,269	0,118	0,534	0,400	neuroticisme
	0,688	0,514	0,471	0,688	0,559	0,173	0,609	0,462	moinsneuroticisme
	0,500	0,190	0,529	0,500	0,514	0,315	0,722	0,494	neutre
Weighted Avg.	0,483	0,295	0,479	0,483	0,459	0,199	0,620	0,453	

```

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  <-- classified as
  7 21  8 | a = neuroticisme
  7 33  8 | b = moinsneuroticisme
  2 16 18 | c = neutre

```



```

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.17 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      58          48.3333 %
Incorrectly Classified Instances    62          51.6667 %
Kappa statistic                    0.1383
Mean absolute error                 0.4017
Root mean squared error            0.4621
Relative absolute error            94.7004 %
Root relative squared error       100.3524 %
Total Number of Instances         120

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,722	0,485	0,549	0,722	0,624	0,240	0,605	0,560	extraversion
	0,452	0,295	0,452	0,452	0,452	0,158	0,631	0,532	introversion
	0,000	0,073	0,000	0,000	0,000	-0,124	0,459	0,188	neutre
Weighted Avg.	0,483	0,336	0,406	0,483	0,439	0,138	0,585	0,476	

```

=== Confusion Matrix ===
 a b c <-- classified as
39 13 2 | a = extraversion
18 19 5 | b = introversion
14 10 0 | c = neutre

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.1 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      35          29.1667 %
Incorrectly Classified Instances    85          70.8333 %
Kappa statistic                    -0.087
Mean absolute error                 0.4536
Root mean squared error            0.5029
Relative absolute error           103.7799 %
Root relative squared error       107.5804 %
Total Number of Instances         120

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,333	0,500	0,308	0,333	0,320	-0,165	0,446	0,343	ouvert
	0,214	0,397	0,225	0,214	0,220	-0,185	0,389	0,297	ferme
	0,333	0,200	0,357	0,333	0,345	0,137	0,468	0,302	neutre
Weighted Avg.	0,292	0,389	0,291	0,292	0,291	-0,097	0,431	0,317	

```

=== Confusion Matrix ===
 a b c <-- classified as
16 22 10 | a = ouvert
25  9  8 | b = ferme
11  9 10 | c = neutre

```

Les résultats de détection des cinq traits de personnalité à partir des indices multimodaux et émotionnels (162 vecteurs) :

```

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.12 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      109          67.284 %
Incorrectly Classified Instances    53          32.716 %
Kappa statistic                    0.5093
Mean absolute error                 0.2985
Root mean squared error             0.3702
Relative absolute error             67.1241 %
Root relative squared error        78.4915 %
Total Number of Instances         162

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,722	0,167	0,684	0,722	0,703	0,548	0,842	0,789	agreeable
	0,630	0,157	0,667	0,630	0,648	0,479	0,894	0,810	disagreeable
	0,667	0,167	0,667	0,667	0,667	0,500	0,847	0,811	neutre
Weighted Avg.	0,673	0,164	0,673	0,673	0,672	0,509	0,861	0,803	

```

=== Confusion Matrix ===

 a b c <-- classified as
39 9 6 | a = agreeable
8 34 12 | b = disagreeable
10 8 36 | c = neutre

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.15 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      109          67.284 %
Incorrectly Classified Instances    53          32.716 %
Kappa statistic                    0.5093
Mean absolute error                 0.3071
Root mean squared error             0.3799
Relative absolute error             69.0593 %
Root relative squared error        80.5631 %
Total Number of Instances         162

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,815	0,194	0,677	0,815	0,739	0,597	0,888	0,899	conscience
	0,630	0,185	0,630	0,630	0,630	0,444	0,800	0,717	moinsconscience
	0,574	0,111	0,721	0,574	0,639	0,494	0,854	0,736	neutre
Weighted Avg.	0,673	0,164	0,676	0,673	0,669	0,512	0,848	0,784	

```

=== Confusion Matrix ===

 a b c <-- classified as
44 8 2 | a = conscience
10 34 10 | b = moinsconscience
11 12 31 | c = neutre

```

```

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.19 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      124          76.5432 %
Incorrectly Classified Instances    38           23.4568 %
Kappa statistic                    0.6481
Mean absolute error                 0.2794
Root mean squared error             0.3452
Relative absolute error             62.8358 %
Root relative squared error        73.2037 %
Total Number of Instances         162

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,648	0,130	0,714	0,648	0,680	0,532	0,860	0,715	extraversion
	0,685	0,120	0,740	0,685	0,712	0,576	0,870	0,815	introversion
	0,963	0,102	0,825	0,963	0,889	0,833	0,992	0,988	neutre
Weighted Avg.	0,765	0,117	0,760	0,765	0,760	0,647	0,907	0,839	

```

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  <-- classified as
35 13  6 | a = extraversion
12 37  5 | b = introversion
 2  0 52 | c = neutre

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.17 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      113          69.7531 %
Incorrectly Classified Instances    49           30.2469 %
Kappa statistic                    0.5463
Mean absolute error                 0.2829
Root mean squared error             0.3609
Relative absolute error             63.6225 %
Root relative squared error        76.5159 %
Total Number of Instances         162

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,685	0,111	0,755	0,685	0,718	0,589	0,858	0,845	neuroticisme
	0,593	0,176	0,627	0,593	0,610	0,423	0,847	0,658	moinsneuroticisme
	0,815	0,167	0,710	0,815	0,759	0,629	0,912	0,854	neutre
Weighted Avg.	0,698	0,151	0,697	0,698	0,696	0,547	0,872	0,786	

```

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  <-- classified as
37 12  5 | a = neuroticisme
 9 32 13 | b = moinsneuroticisme
 3  7 44 | c = neutre

```

## 52 Détection de la personnalité dans l'interaction Humain-Robot

```

Test mode:      10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.13 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      106           65.4321 %
Incorrectly Classified Instances     56           34.5679 %
Kappa statistic                     0.4815
Mean absolute error                  0.3082
Root mean squared error              0.3779
Relative absolute error              69.3206 %
Root relative squared error          80.1195 %
Total Number of Instances           162

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,463	0,130	0,641	0,463	0,538	0,368	0,820	0,679	ouvert
	0,593	0,204	0,593	0,593	0,593	0,389	0,813	0,747	ferme
	0,907	0,185	0,710	0,907	0,797	0,689	0,928	0,933	neutre
Weighted Avg.	0,654	0,173	0,648	0,654	0,642	0,482	0,854	0,786	

```

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  <-- classified as
25 19 10 | a = ouvert
12 32 10 | b = ferme
 2  3 49 | c = neutre

```

Les résultats de détection des cinq traits de personnalité à partir des indices prosodiques :

```

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.54 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      349          72.7083 %
Incorrectly Classified Instances    131          27.2917 %
Kappa statistic                    0.5906
Mean absolute error                 0.2818
Root mean squared error             0.3544
Relative absolute error             63.4125 %
Root relative squared error         75.1779 %
Total Number of Instances          480

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,763	0,113	0,772	0,763	0,767	0,652	0,907	0,859	agrsable
	0,675	0,163	0,675	0,675	0,675	0,513	0,871	0,772	desagreable
	0,744	0,134	0,735	0,744	0,739	0,608	0,894	0,851	neutre
Weighted Avg.	0,727	0,136	0,727	0,727	0,727	0,591	0,891	0,827	

```

=== Confusion Matrix ===
      a  b  c  <-- classified as
122  22  16 |  a = agrsable
 25 108  27 |  b = desagreable
 11  30 119 |  c = neutre

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.88 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      362          75.4167 %
Incorrectly Classified Instances    118          24.5833 %
Kappa statistic                    0.6312
Mean absolute error                 0.2871
Root mean squared error             0.3499
Relative absolute error             64.6 %
Root relative squared error         74.225 %
Total Number of Instances          480

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,819	0,138	0,749	0,819	0,782	0,667	0,921	0,868	neuroticisme
	0,769	0,100	0,794	0,769	0,781	0,674	0,915	0,868	moinsneuroticisme
	0,675	0,131	0,720	0,675	0,697	0,553	0,875	0,807	neutre
Weighted Avg.	0,754	0,123	0,754	0,754	0,753	0,631	0,904	0,848	

```

=== Confusion Matrix ===
      a  b  c  <-- classified as
131  7  22 |  a = neuroticisme
 17 123  20 |  b = moinsneuroticisme
 27  25 108 |  c = neutre

```



## 54 Détection de la personnalité dans l'interaction Humain-Robot

```

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.53 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      362          75.4167 %
Incorrectly Classified Instances    118          24.5833 %
Kappa statistic                    0.6312
Mean absolute error                 0.2723
Root mean squared error             0.342
Relative absolute error             61.2719 %
Root relative squared error         72.5466 %
Total Number of Instances          480

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,731	0,150	0,709	0,731	0,720	0,577	0,890	0,754	ouvert
	0,625	0,094	0,769	0,625	0,690	0,564	0,891	0,814	ferme
	0,906	0,125	0,784	0,906	0,841	0,757	0,961	0,939	neutre
Weighted Avg.	0,754	0,123	0,754	0,754	0,750	0,632	0,914	0,835	

```

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  <-- classified as
117 26 17 | a = ouvert
 37 100 23 | b = ferme
 11  4 145 | c = neutre

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.55 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      339          70.625 %
Incorrectly Classified Instances    141          29.375 %
Kappa statistic                    0.5594
Mean absolute error                 0.3024
Root mean squared error             0.3648
Relative absolute error             68.0344 %
Root relative squared error         77.3759 %
Total Number of Instances          480

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,763	0,169	0,693	0,763	0,726	0,581	0,912	0,876	conscience
	0,738	0,116	0,761	0,738	0,749	0,627	0,905	0,827	moinsconscience
	0,619	0,156	0,664	0,619	0,641	0,471	0,837	0,723	neutre
Weighted Avg.	0,706	0,147	0,706	0,706	0,705	0,560	0,885	0,809	

```

=== Confusion Matrix ===
  a  b  c  <-- classified as
122  6 32 | a = conscience
 24 118 18 | b = moinsconscience
 30  31 99 | c = neutre

```

```

Test mode: 10-fold cross-validation

=== Classifier model (full training set) ===

RandomForest

Bagging with 100 iterations and base learner

weka.classifiers.trees.RandomTree -K 0 -M 1.0 -V 0.001 -S 1 -do-not-check-capabilities

Time taken to build model: 0.51 seconds

=== Stratified cross-validation ===
=== Summary ===

Correctly Classified Instances      373          77.7083 %
Incorrectly Classified Instances    107          22.2917 %
Kappa statistic                    0.6656
Mean absolute error                 0.2622
Root mean squared error             0.3315
Relative absolute error             58.9906 %
Root relative squared error         70.3261 %
Total Number of Instances          480

=== Detailed Accuracy By Class ===

```

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	MCC	ROC Area	PRC Area	Class
	0,750	0,125	0,750	0,750	0,750	0,625	0,897	0,828	extraversion
	0,600	0,106	0,738	0,600	0,662	0,524	0,884	0,762	introversion
	0,981	0,103	0,826	0,981	0,897	0,846	0,989	0,987	neutre
Weighted Avg.	0,777	0,111	0,772	0,777	0,770	0,665	0,923	0,859	

```

=== Confusion Matrix ===

  a   b   c  <-- classified as
120  32   8 |  a = extraversion
 39  96  25 |  b = introversion
  1   2 157 |  c = neutre

```

## Questionnaire d'Interaction

La discussion a-t-elle été dérangeante ?

Pas du tout	Un peu	Neutre	Oui plutôt	Oui vraiment

Si oui, pourquoi?

.....

Les questions au sujet de ... sont elles gênantes ?

	Non pas du tout	Un peu	Neutre	Oui plutôt	Oui tout à fait
Enfants/Couple					
Comment vous sentez/ appelez-vous ?					
Âge / Nationalité					
Salaire, propriété de biens immobiliers					
Lieu d'habitation / de destination de vacances					

La relation avec le robot s'est elle améliorée durant la conversation ?

Pas du tout	Peu	Neutre	Oui plutôt	Oui vraiment

Accepteriez vous de répondre aux questions directes suivantes à une vraie personne :

	Non, pas du tout	Un peu	Neutre	Oui plutôt	Oui tout à fait
Enfants/Couple					
Comment vous sentez/ appelez-vous ?					



Âge / Nationalité					
Salaire, propriété de biens immobiliers					
Lieu d'habitation / de destination de vacances					

Accepteriez vous de répondre aux questions directes suivantes à un robot (agent conversationnel) :

	Non pas du tout	Un peu	Neutre	Oui plutôt	Oui tout à fait
Enfants/Couple					
Comment vous sentez/ appelez-vous ?					
Âge / Nationalité					
Salaire, propriété de biens immobiliers					
Lieu d'habitation / de destination de vacances					

Vous êtes vous senti(e)

	Non pas du tout	Non pas trop	Neutre	Oui un peu	Oui tout à fait
Amusé(e)					
Blessé(e)					
Enthousiaste					
Intimidé(e)					
Confiant(e) en vous					
Impliqué(e)					
Respecté(e)					
Manipulé(e)					
Gêné(e)					

Avez-vous trouvé le comportement ou les propos du robot déplacé ?

1 : Pas du tout	Un peu	Neutre	Oui plutôt	Oui vraiment

Avez-vous aimé interagir avec le robot ?

1 : Pas du tout	Un peu	Neutre	Oui plutôt	Oui vraiment

Pensez-vous vous être trop dévoilé(e) ?

1 : Pas du tout	Un peu	Neutre	Oui plutôt	Oui vraiment

Lors de la conversation, avez vous répondu honnêtement aux questions suivantes :

	J'ai menti	Réponse approximative	J'ai répondu la vérité	Je ne sais plus.
Enfants/Couple				
Comment vous sentez/ appelez-vous ?				
Âge / Nationalité				
Salaire, propriété de biens immobiliers				
Lieu d'habitation / de destination de vacances				

Avez-vous quelque chose à ajouter ? Votre avis nous intéresse !

.....

**Questionnaire Big Five (BIF-10) , traduit en français**

Instructions: Comment vous correspondent les affirmations suivantes ? Je me vois comme une personne qui...

(Tout à fait en désaccord / Partiellement en désaccord / Ni d'accord ni en désaccord / Partiellement d'accord / Tout à fait d'accord )

---

1. ... est réservée

(1) (2) (3) (4) (5)

2. ... fait généralement confiance

(1) (2) (3) (4) (5)

3. ... a tendance être paresseux

(1) (2) (3) (4) (5)

4. ... est détendue, gère bien le stress

(1) (2) (3) (4) (5)

5. ... a peu d'intérêts d'artistiques

(1) (2) (3) (4) (5)

6. ... est ouverte, sociable

(1) (2) (3) (4) (5)

7. ... a tendance à voir les défauts des autres

(1) (2) (3) (4) (5)

8. ... fait un travail minutieux

(1) (2) (3) (4) (5)

9. ... devient facilement nerveuse

(1) (2) (3) (4) (5)

10. ... a une imagination active

(1) (2) (3) (4) (5)

---

## 7. Bibliographie

- Agnès Abord., « Modélisation du profil émotionnel de l'utilisateur dans les interactions parlées Humain-Machine ». Autre [cs.OH]. Université Paris Sud - Paris XI, 2013. Français.
- Alain Thiry., « La programmation neuro-linguistique (PNL) ». 2016, Presses Universitaires de France, 2016.
- Alain Thiry., Yves Lellouche., « Apprendre à apprendre avec la PNL ». 2007, De Boeck Supérieur, 2007
- Beatrice Rammstedt., Oliver P. John. « Measuring personality in one minute or less : A 10-item short version of the Big Five Inventory in English and German. » *Journal of Research in Personality* 41 (2007) 203–212
- Bertrand, Roxane, et Cristel Portes. « Pour une approche phonologique de la prosodie dans l'interaction », *Langue française*, vol. 175, no. 3, 2012, pp. 19-36.
- C Nass., K. M. Lee., « Does computer-synthesized speech manifest personality? experimental tests of recognition, similarity-attraction, and consistency-attraction ». *Journal of Experimental Psychology: Applied*, 7:171–181, 2001
- Florian M., Alan B., Tim P., « A Review of Personality in Voice-Based Man Machine Interaction » *Lecture Notes in Computer Science*, 6762, 358-367.
- Galdin, Marlène, et Louis Laurencelle. «Induction corporelle des émotions et performance », *Bulletin de psychologie*, vol. numéro 497, no. 5, 2008, pp. 461-476.
- Gauvrit, Nicolas. « 11. Personnalité. A-t-il son caractère ? », *Les surdoués ordinaires*. sous la direction de Gauvrit Nicolas. Presses Universitaires de France, 2014, pp. 215-237.
- Guelfi, Julien-Daniel. « 1. Le concept de personnalité, du normal au pathologique », *Les personnalités pathologiques*. Lavoisier, 2013, pp. 1-12.
- Pichot, Pierre. , « L'évaluation de la personnalité ». Mardaga, 2004, pp. 7-12.
- Hoppe S, Loetscher T, Morey SA and Bulling A (2018) « Eye Movements During Everyday Behavior Predict Personality Traits ». *Front. Hum. Neurosci.* 12:105. doi: 10.3389/fnhum.2018.00105
- Katarzyna Ożańska-Ponikwia., « Personality and Emotional Intelligence in Second Language Learning ». Cambridge Scholars Publishing, 2018
- K. R. Scherer and U. Scherer. « Speech Behavior and Personality ». *Speech Evaluation in Psychiatry*, pages 115–135, 1981
- Mohammadi G, Mortillaro M, Vinciarelli A(2010) « The voice of personality : mapping nonverbal vocal behavior into trait attributions ». In: *Proceedings of the international workshop on social signal processing*, pp 17-20
- Neuman, Y. et al., « Profiling school shooters: Automatic textbased analysis ». *Frontiers in Psychiatry* . 2015
- Laurence Vidrascu. « Analyse et détection des émotions verbales dans les interactions orales ». *Informatique[cs]*. Université Paris Sud - Paris XI, 2007. Français. <tel-00624085>

Oscar J. Romero., Ran Zhao., Justine Cassell., « Cognitive-Inspired Conversational-Strategy Reasoner for Socially-Aware Agents ». Proceedings of the Twenty-Sixth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-17)

Romilla Ready., Kate Burton., « Les PNL pour les nuls ». Éditions First-Gründ, 2006

W. Apple, L. A. Streeter, and R. M. Krauss. « Effects of pitch and speech rate on personal attributions ». Journal of Personality and Social Psychology, 37(5):715 – 727, 1979.

Wenjing Pan., Bo Feng., V. Skye Wingate., « What You Say Is What You Get: How Self-Disclosure in Support Seeking Affects Language Use in Support Provision in Online Support Forums » Journal of Language and Social Psychology. Vol 37, pp. 3 - 27, 2017