

**Simplification du questionnaire MBTI par apprentissage
automatique en vue de faciliter l'adaptabilité des logiciels de
formation en ligne**

THÈSE PRÉSENTÉE À LA FACULTÉ DES ÉTUDES SUPÉRIEURES ET
DE LA RECHERCHE DE L'UNIVERSITÉ DE MONCTON EN VUE
DE L'OBTENTION DE LA MAÎTRISE ÈS SCIENCES EN INFORMATIQUE.

Adnen BARHOUMI

DÉPARTEMENT D'INFORMATIQUE
FACULTÉ DES SCIENCES
UNIVERSITÉ DE MONCTON
NOUVEAU-BRUNSWICK

Mai 2012



Library and Archives
Canada

Published Heritage
Branch

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Bibliothèque et
Archives Canada

Direction du
Patrimoine de l'édition

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file Votre référence

ISBN: 978-0-494-93204-9

Our file Notre référence

ISBN: 978-0-494-93204-9

NOTICE:

The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

AVIS:

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.

Canada

COMPOSITION DU JURY

Président du jury	Prof. Julien CHIASSON Université de Moncton
Examineur externe	Guillaume DURAND, Agent de recherche Conseil national de recherches Canada
Examineur interne	Prof. Robert BAUDOIN Université de Moncton
Examineur interne	Prof. Philippe FOURNIER-VIGER Université de Moncton
Directrice de thèse	Prof. Chadia MOGHRABI Université de Moncton

Remerciements

Je tiens à remercier sincèrement ma directrice de recherche, Madame Chadia MOGHRABI, professeure au Département d'informatique de l'Université de Moncton, pour ses judicieux conseils, sa patience ainsi que sa disponibilité ; j'ai beaucoup apprécié de travailler sous sa direction. Son encouragement et son aide financière m'ont permis de mener ce travail à terme. J'aimerais aussi remercier le professeur Robert BAUDOIN, qui nous a fourni les données du questionnaire MBTI, pour son temps et ses conseils, ainsi que le professeur Philippe FOURNIER-VIGER pour sa supervision et son aide précieuse. Je voudrais également remercier Monsieur Guillaume DURAND, agent de recherche au Conseil national de recherches Canada, d'avoir accepté d'être l'évaluateur externe de ce travail. Mes remerciements vont aussi au professeur Julien CHIASSON d'avoir accepté de présider le jury.

Je désire d'abord remercier mes parents. À ma mère, tes conseils et tes sacrifices sont gravés dans mon esprit et me guideront pour toute la vie ; à mon père, ta patience et ton soutien moral au long de mes études ont été pour moi d'un grand réconfort. Je pense aussi à mon épouse Emna AYEDI qui m'a toujours soutenu et encouragé au cours de la réalisation de cette thèse, ainsi qu'à mon ami Ali et à son épouse Asma pour leur support et leur dévouement.

À mes frères, sœurs et mes amis pour leur compréhension et leur amour qui m'ont donné le courage de continuer.

Sommaire

La formation en ligne devient de plus en plus importante dans le domaine de l'enseignement. La plupart des systèmes existants ne prennent pas en considération les styles d'apprentissages des étudiants. Toutefois, cette tendance commence à être renversée. Quelques systèmes développés dans les laboratoires de recherche s'attardent aux caractéristiques des apprenants, telles que l'âge et le type psychologique (ou style d'apprentissage), afin d'assister les utilisateurs de façon appropriée, selon leurs besoins.

Deux méthodes existent pour évaluer le type psychologique. Dans la première, le type psychologique de l'apprenant est déduit à partir de son interaction avec le système d'apprentissage. Dans la deuxième méthodologie, l'étudiant remplit un formulaire standardisé pour la reconnaissance du type psychologique, tel que celui de Honey & Mumford (1992) ou celui de Myers-Briggs (1980). Ensuite, un spécialiste interprète les résultats pour identifier le type psychologique de l'apprenant et l'indique au système. De cette façon, le système est convenablement outillé pour interagir avec l'apprenant dès le début de l'apprentissage. Nous avons cherché à améliorer le formulaire en réduisant le nombre de questions, sans toutefois nuire à la reconnaissance du type psychologique, afin de réduire le problème de la longueur du formulaire imposé à l'utilisateur.

Le questionnaire standardisé utilisé est l'indicateur de type selon Myers-Briggs (Myers-Briggs Type Indicator – MBTI). Le travail présenté dans cette thèse utilise une approche par réseaux de neurones artificiels et par arbres de décision pour découvrir les questions moins importantes à la bonne reconnaissance du type psychologique de l'apprenant, permettant ainsi de raccourcir le questionnaire. Notre expérimentation a permis l'élimination de plus de 33 % des questions.

La diminution du nombre de questions permet en outre une utilisation optimale du questionnaire MBTI auprès des orienteurs dans les écoles, qui le font passer aux jeunes élèves afin de les conseiller dans leur cheminement académique. Les résultats sont suffisamment généraux pour être utilisés par des pédagogues et des développeurs de logiciels de formation en ligne. De plus, notre expérimentation s'avère une méthode de validation du questionnaire MBTI.

Mots clés : types psychologiques, MBTI, formation en ligne, systèmes adaptatifs, réseaux de neurones artificiels, arbres de décision, apprentissage automatique.

Summary

E-learning is becoming increasingly important in the field of education. Most existing systems do not focus on the learning styles of students. However, this trend is beginning to be reversed. Some systems developed in research laboratories focus on learner characteristics such as age and psychological type in order to appropriately assist users according to their needs.

Two methods exist to identify the learner's psychological type. In the first method, the psychological type of the learners is deduced from their interaction with the learning system. In the second method, the student completes any of the standard tests for the recognition of the psychological type [e.g., Honey & Mumford (1992) or the Myers-Briggs (1980)]. Next, a specialist interprets the results and assigns a corresponding psychological type so that the system is equipped to properly interact with the learner.

In order to guarantee students a better interaction with the e-learning system from the beginning, we wanted to reduce the number of questions without compromising the quality of the psychological type recognition. The standardized questionnaire used is the Myers-Briggs Type Indicator (MBTI). The work presented in this thesis uses an approach of artificial neural networks and decision trees to determine which questions are less important for the effective recognition of the learner's psychological type and hence to reduce the size of the MBTI questionnaire.

Our experiments allowed a reduction of more than 33 % of MBTI questions. Such a reduction can also be beneficial for counsellors in schools who administer the MBTI questionnaire to students when advising them on their academic career. The results are general enough to be used by educators and e-learning software developers. Moreover, our experiment is a validation method of MBTI.

Key words: psychological types, MBTI, E-learning, adaptive systems, artificial neural networks, decision trees, machine learning.

Table des matières

Page couverture	1
Remerciements	3
I. INTRODUCTION GÉNÉRALE	13
II. REVUE DES THÉORIES D'APPRENTISSAGE EN LIGNE	16
1. Introduction	16
2. Principes généraux de l'apprentissage en ligne	17
3. Principes fondamentaux des systèmes de formation en ligne.....	18
4. Avantages de la formation en ligne (Bellier, 2001).....	20
5. Les inconvénients de la formation en ligne	20
6. Les styles d'apprentissages variés (Ressource d'Alberta Éducation, 2001)	21
7. Conclusion.....	22
III. REVUE DE SYSTÈMES ADAPTATIFS UTILISANT DES THÉORIES D'APPRENTISSAGE	23
1. Introduction	23
2. Arthur (Gilbert & Han, 1999).....	23
3. DeLeS (Graf et al., 2009)	24
4. DCG « The Dynamic Course Generation system » (Vassileva & Deters, 1998)	25
5. INSPIRE (Papanikolaou et al., 2002).....	26
6. InterBook (Brusilovsky, Eklund, & Schwarz, 1998, Eklund & Brusilovsky, 1999).....	26
7. iWeaver (Wolf, 2007).....	27
8. MANIC (Stern & Woolf, 2000).....	27
9. MetaTutor (Rus, Lintean, Azevedo, 2009).....	28
10. TSAL « Two-Source Adaptive Learning » (Tseng et al., 2008).....	29
12. Conclusion.....	31

IV. LES INDICATEURS DE TYPE SELON MYERS-BRIGGS (MBTI) (BRIGGS & MYERS 1980).....	32
1. Introduction	32
2. Définitions des préférences.....	33
2.1. <i>L'échelle de préférences Extraversion-Introversion EI</i>	33
2.2. <i>L'échelle de préférences Sensation-iNtuitio</i> « <i>Sensing-INtuitio</i> » <i>SN</i>	34
2.3. <i>L'échelle de préférences Pensée-Sentiment</i> « <i>Thinking-Feeling</i> » <i>TF</i>	34
2.4. <i>L'échelle de préférences Jugement-Perception</i> « <i>Judgement-Perception</i> » <i>JP</i>	35
3. Définition des types psychologiques	35
3.1. Types psychologiques à dominance S (Sensation).....	36
3.2. Types psychologiques à dominance T (« Thinking », Pensée).....	37
3.3. Types psychologiques à dominance N (iNtuitio)	38
3.4. Types psychologiques à dominance F (« Feeling », Sentiment)	39
4. Conclusion.....	40
V. RÉDUCTION DE LA TAILLE DU QUESTIONNAIRE MBTI.....	41
1. Introduction	41
2. Problématique.....	41
3. Explication de la méthodologie par apprentissage automatique.....	42
4. Approche par réseaux de neurones artificiels (RNA).....	43
4.1. Étape des réseaux de neurones artificiels utilisant les données brutes	46
4.2. Étape des réseaux de neurones élémentaires monocouche	51
4.2.1. Paramètres des quatre réseaux élémentaires associés aux échelles	51
4.2.2. Le réseau élémentaire de l'échelle Extraversion-Introversion EI.....	53
4.2.3. Le réseau élémentaire de l'échelle Sensation-iNtuitio SN	55
4.2.4. Le réseau élémentaire de l'échelle Pensée-Sentiment (« Thinking-Feeling ») TF	57

4.2.5.	Le réseau élémentaire de l'échelle Jugement-Perception JP	59
4.2.6.	Le réseau de neurones global du type psychologique.....	62
4.3.	Étape des réseaux de neurones ayant une couche cachée.....	63
4.3.1.	<i>Paramètres des quatre réseaux élémentaires à couche cachée.....</i>	65
4.3.2.	<i>Le réseau de l'échelle de préférences EI (avec couche cachée).....</i>	65
4.3.3.	<i>Le réseau de l'échelle de préférences SN.....</i>	68
4.3.4.	<i>Le réseau de l'échelle de préférences TF.....</i>	70
4.3.5.	<i>Le réseau de l'échelle de préférences JP.....</i>	72
4.3.6.	<i>Le réseau de neurones global du type psychologique ayant une couche cachée.....</i>	74
5.	Approche par arbres de décision.....	76
5.1.	<i>Arbre de décision pour l'échelle de préférences EI.....</i>	79
5.2.	<i>Arbre de décision pour l'échelle de préférences SN.....</i>	81
5.3.	<i>Arbre de décision pour l'échelle de préférences TF.....</i>	84
5.4.	<i>Arbre de décision pour l'échelle de préférences JP.....</i>	86
6.	Conclusion.....	89
VI.	CONCLUSION GÉNÉRALE	90
	ANNEXE – Le questionnaire MBTI.....	94
	Références	111

Liste des tableaux

Tableau 1 :	Comparaison entre la formation traditionnelle et la formation en ligne.....	19
Tableau 2 :	Les 16 types psychologiques de Myers-Briggs.....	36
Tableau 3 :	Résultats des réseaux de neurones avec différents nombres de neurones dans la couche cachée et quatre neurones à la sortie.....	48
Tableau 4 :	Résultats des réseaux des neurones avec une couche cachée et une couche de sortie de 8 neurones.....	49

Tableau 5 : Résultats de la suppression d'une question EI avec un réseau de neurones monocouche.....	54
Tableau 6 : Résultats de la suppression de plusieurs questions EI avec un réseau de neurones monocouche.....	55
Tableau 7 : Résultats de la suppression d'une question SN avec un réseau de neurones monocouche.....	56
Tableau 8 : Résultats de la suppression de plusieurs questions SN avec un réseau de neurones monocouche.....	57
Tableau 9 : Résultats de la suppression d'une question TF avec un réseau de neurones monocouche.....	58
Tableau 10 : Résultats de la suppression de plusieurs questions TF avec un réseau de neurones monocouche.....	59
Tableau 11 : Résultats de la suppression d'une question JP avec un réseau de neurones monocouche.....	60
Tableau 12 : Résultats de la suppression de plusieurs questions JP avec un réseau de neurones monocouche.....	61
Tableau 13 : Résultats de la suppression de plusieurs questions avec un réseau de neurones monocouche construit à partir des quatre réseaux élémentaires.....	63
Tableau 14 : Résultats de la suppression d'une question EI avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.....	66
Tableau 15 : Résultats de la suppression de plusieurs questions EI avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.....	67
Tableau 16 : Résultats de la suppression d'une question SN avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.....	68
Tableau 17 : Résultats de la suppression de plusieurs questions SN avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.....	69
Tableau 18 : Résultats de la suppression d'une question TF avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.....	70
Tableau 19 : Résultats de la suppression de plusieurs questions TF avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.....	71
Tableau 20 : Résultats de la suppression d'une question JP avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.....	72

Tableau 21 : Résultats de la suppression de plusieurs questions JP avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.....	73
Tableau 22 : Suppression d'un ensemble de questions avec un réseau de neurones ayant une couche cachée construit à partir des quatre sous-réseaux.....	75
Tableau 23 : Résultats du modèle d'arbre de décision utilisé pour tester l'effet de la suppression de questions.....	78
Tableau 24 : Résultats de la suppression d'une question EI avec un modèle d'arbre de décision.....	79
Tableau 25 : Résultats de la suppression de plusieurs questions EI avec un modèle d'arbre de décision.....	81
Tableau 26 : Résultats de la suppression d'une question SN avec un modèle d'arbre de décision.....	82
Tableau 27 : Résultats de la suppression de plusieurs questions SN avec un modèle d'arbre de décision.....	83
Tableau 28 : Résultats de la suppression d'une question TF avec un modèle d'arbre de décision.....	84
Tableau 29 : Résultats de la suppression de plusieurs questions TF avec un modèle d'arbre de décision.....	85
Tableau 30 : Résultats de la suppression d'une question JP avec un modèle d'arbre de décision.....	87
Tableau 31 : Résultats de la suppression de plusieurs questions JP avec un modèle d'arbre de décision.....	88
Tableau 32 : Tableau résumant l'ensemble des expérimentations.....	92

Liste des figures

Figure 1 : Extrait du questionnaire MBTI (forme G)	33
Figure 2 : Un neurone artificiel	44
Figure 3 : Exemple de réseau monocouche	44
Figure 5 : Réseau de neurones à un niveau (monocouche).....	51
Figure 6 : Réseau global du type psychologique monocouche.....	62
Figure 7 : Exemple de séparabilité linéaire de la fonction ET logique.....	64

Figure 8 : Réseau de neurones avec couche cachée.....	65
Figure 9 : Réseau global du type psychologique ayant une couche cachée.....	74
Figure 10 : Exemple de courbe d'apprentissage d'un arbre de décision.	77

I. INTRODUCTION GÉNÉRALE

Chaque personne a sa façon de recevoir et d'interpréter l'information. Naturellement, les informations sont reçues par les sens tels que la vue, l'ouïe, l'odorat et le toucher. C'est dans ce contexte que des études sur l'apprentissage ont conduit les psychologues et les éducateurs à concevoir des théories sur les différentes façons dont les individus perçoivent et traitent l'information (Cassidy, 2004). Ces théories d'apprentissage sont souvent regroupées sous le terme générique de « styles d'apprentissage », et parfois appelées « types psychologiques ». Parmi ces théories, mentionnons la théorie des intelligences multiples de Howard Gardner et la théorie des types psychologiques de Carl G. Jung opérationnalisée par Katherine Briggs et Isabel Myers, qui est le sujet de cette thèse.

La recherche sur les styles d'apprentissage et sur les styles d'enseignement a débuté il y a plus de quatre décennies (Cassidy, 2004) et demeure active (Durand et al., 2011; Pashler et al., 2008; Coffield et al., 2004; Grasha, 1996). Par exemple, Pashler et al. ont récemment répertorié une vaste gamme de styles d'apprentissage. Ils soulignent qu'il y a des preuves évidentes que les enfants et les adultes ont différentes façons de réfléchir : les types d'information qu'ils préfèrent recevoir sont différents et ils apprécient des présentations différentes de l'information. Coffield et al. estiment que les enseignants et les concepteurs pédagogiques prêtent naturellement attention aux styles et aux préférences des apprenants afin de répondre à leurs besoins. De plus, un effet pédagogique positif et métacognitif peut être engendré par le fait que les apprenants se questionnent sur leur apprentissage et sur leurs préférences (Schon, 2002; Carroll et al. 2008).

Ces théories d'apprentissage, sont utilisées dans plusieurs domaines. Les orienteurs peuvent les utiliser pour guider les apprenants vers un domaine d'études. Certains systèmes de formation en ligne les utilisent également pour guider et fournir une

assistance adaptée aux apprenants. Toutefois, le problème se pose dans la manière dont le système détermine le style d'apprentissage de l'étudiant.

Les systèmes de formation en ligne revus dans cet ouvrage optent pour une de deux méthodes. La première utilise des formulaires standardisés pour la reconnaissance du type psychologique tels que celui de Honey & Mumford (1992) ou celui de Myers-Briggs (1980). Ensuite, un spécialiste interprète les résultats pour assigner le type correspondant. La deuxième méthode détermine le type psychologique de l'apprenant via une analyse de ses comportements durant son interaction avec le système d'apprentissage en ligne. Les deux méthodes ont leurs limites. L'inconvénient de la première méthode est la longueur des formulaires, qui peut entraîner l'apprenant à répondre rapidement aux questions s'il ne réalise pas que la qualité de la personnalisation offerte par le système de formation est en jeu s'il ne fournit pas les bonnes réponses. L'inconvénient de la deuxième méthode est la perte importante de temps, car le système d'apprentissage en ligne fournit à l'apprenant un style d'apprentissage aléatoire dès son inscription, puis accumule et interprète des informations sur l'apprenant durant son interaction avec le système afin de déterminer le style d'apprentissage qui conviendrait le mieux à ses préférences et à ses compétences. L'accumulation et l'interprétation des informations peuvent demander beaucoup de temps avant qu'un type approprié soit assigné.

La première méthode est utilisée par les orienteurs et elle garantit une meilleure interaction avec le système d'apprentissage en ligne dès le départ. Nous avons cherché à améliorer l'un de ces formulaires en réduisant le nombre de questions, sans toutefois nuire à la reconnaissance du type psychologique. Cette réduction aidera à résoudre le problème de la longueur du formulaire imposée à l'apprenant. Le questionnaire utilisé dans notre méthodologie est l'indicateur de type selon Myers-Briggs (Myers-Briggs Type Indicator – MBTI), qui comprend 95 questions.

Dans le premier chapitre de cette thèse, nous présentons une introduction aux théories d'apprentissage et aux principes fondamentaux de la formation en ligne. Le deuxième chapitre expose quelques systèmes adaptatifs de formation en ligne qui exploitent les théories d'apprentissage. Le troisième chapitre entame l'explication des indicateurs de

type selon Myers-Briggs. Le quatrième chapitre détaille la méthodologie que nous avons utilisée pour diminuer la taille du questionnaire de Myers-Briggs. Des techniques d'intelligence artificielle telles que les réseaux de neurones et les arbres de décision ont été utilisées pour accomplir notre objectif. Le dernier chapitre résume les résultats du travail accompli, ainsi que la comparaison des résultats obtenus par les différentes méthodes utilisées.

II. REVUE DES THÉORIES D'APPRENTISSAGE EN LIGNE

Le présent chapitre est consacré aux théories d'apprentissages en ligne. Nous discutons de la pédagogie de ce type d'apprentissage, de ses principes, de ses avantages et de ses inconvénients.

1. Introduction

La formation traditionnelle se déroule avec un professeur, dans une relation plus ou moins personnalisée, mais toujours avec la présence physique des participants. Par opposition, la formation à distance désigne les types de formations où les apprenants n'ont pas à se rendre à un lieu physique. Plusieurs types de formation à distance existent, tels que les cours par correspondance et l'utilisation de livres audio. L'avantage de la formation à distance par rapport à la formation traditionnelle est principalement que la communication est asynchrone, ce qui permet aux apprenants d'accéder à une éducation en temps et lieu différés (Paquette, 2002).

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la formation en ligne, un sous-ensemble de la formation à distance, qui s'appuie sur les technologies informatiques. De façon générale, la formation en ligne peut offrir les avantages suivants par rapport à une formation à distance traditionnelle : (1) la réutilisation du matériel pédagogique électronique, (2) l'usage d'éléments multimédias et interactifs et (3) l'utilisation de nouveaux modes de communication, tels que la vidéoconférence et les forums de discussion, qui permettent la tenue d'activités collectives (Paquette, 2002).

La formation en ligne et la formation traditionnelle ne sont pas mutuellement exclusives. Il est possible de les combiner. En fait, il ne s'agit pas de choisir entre ces deux modes d'apprentissage, mais plutôt de les exploiter de la meilleure façon possible. Afin d'y arriver, nous devons nous poser quatre questions importantes :

- Peut-on apprendre efficacement avec un système de formation en ligne ?
- Quels sont les contenus appropriés pour une telle approche ?

- Quelles modalités faut-il utiliser ?
- Qui sont les nouveaux acteurs de la formation en ligne ?

Passer une heure devant un ordinateur ne garantit en rien l'apprentissage, même si le logiciel est sophistiqué. L'efficacité pédagogique ne doit pas être confondue avec la beauté graphique, la convivialité ou l'originalité des animations. Les bénéfices de la formation en ligne pour l'apprenant seraient réels si cette formation pouvait remplacer efficacement la formation en salle, la compléter ou l'améliorer. Un autre facteur qui contribue à la réussite de la formation en ligne réside dans le travail des tuteurs qui accompagnent les apprenants dans leur cheminement (Michel, 2002).

2. Principes généraux de l'apprentissage en ligne

Dans son livre intitulé : « La psychologie de l'intelligence », Jean Piaget, l'un des plus grands théoriciens du développement de l'intelligence et de l'apprentissage, explique que le développement de l'intelligence nécessite un processus d'assimilation et un processus d'accommodation :

- *Le processus d'assimilation* consiste à utiliser les informations disponibles pour améliorer le schéma mental d'une sujet matière quelconque à l'étude.
- *Le processus d'accommodation* consiste à reconsidérer les structures mentales et à se construire une nouvelle vision de la matière à l'étude parce que celle-ci remet en cause les informations déjà acquises.

À la fin d'une formation classique, les apprenants devraient être en mesure de comprendre et d'appliquer ce qu'ils ont étudié. Ils s'attendent à ce que les objectifs d'apprentissage soient bien énoncés, que le contenu soit précis, que les méthodes d'enseignement soient éprouvées et que les moyens d'évaluation permettent de vérifier le résultat attendu de la formation.

Les étudiants s'attendent en pratique à ce qu'un cours (traditionnel ou en ligne) les aide dans leurs processus d'assimilation et d'accommodation.

3. Principes fondamentaux des systèmes de formation en ligne

La formation en ligne demande l'adaptation de l'enseignement à l'utilisation des outils technologiques, ce qui résulte en de nouveaux paradigmes d'enseignement. Parmi ces nouveaux paradigmes, notons : (1) l'offre de cours par vidéoconférence, (2) la formation en ligne autonome par l'utilisation de sites Web ou de logiciels et (3) la formation en ligne par des sites Web ou logiciels avec le soutien d'un formateur qui peut, par exemple, gérer le contenu et faire un suivi (Paquette, 2002).

Dans cette section, nous présentons les principes généraux de la formation en ligne dispensée à l'aide d'un site Web et assistée par un formateur (Michel, 2002). Toutefois, le lecteur notera qu'il existe plusieurs alternatives, telles que l'utilisation de systèmes adaptatifs hypermédias (Brusilovsky, 1995, 1996) ou de sites Web qui s'adaptent à l'apprenant en construisant un portrait de l'apprenant. Un second exemple sont les systèmes de tutorat intelligents, c'est-à-dire des logiciels ou sites Web qui s'adaptent à l'apprenant grâce à l'emploi de techniques d'intelligence artificielle (Wenger, 1987; Woolf, 2009; Nkambou et al., 2010; Fournier-Viger et al., 2010).

- *L'organisation du contenu pédagogique*

De façon générale, un système de formation en ligne requiert une bonne organisation du contenu pédagogique. Le contenu doit être offert à l'apprenant d'une façon progressive en tenant compte des préalables au sujet à aborder et en respectant son style d'apprentissage. De plus, il est nécessaire que le système de formation en ligne offre des moyens de procéder à l'évaluation des connaissances tels que des « quiz », simulations et questions à choix multiples.

- *L'utilisation des TIC peut aider à remplacer la présence physique de l'enseignant*

La technologie permet de délocaliser l'apprenant par rapport au professeur et d'éviter d'avoir à réunir les apprenants dans un même lieu et à un même moment pour suivre un cours. Elle permet de céder en grande partie l'initiative du déroulement du cours à l'apprenant. Elle permet de créer une communication synchrone (points de rencontre, classes virtuelles, etc.) et asynchrone (courriel, forums, ...) entre l'apprenant et l'enseignant. Par ces outils de communications, l'enseignant peut guider l'apprenant vers tel ou tel module, ou bien lui fournir des informations complémentaires. Elle permet à l'enseignant de suivre le parcours d'apprentissage des apprenants.

- *La modification du rôle de l'enseignant*

Dans la formation classique, le professeur doit terminer le cours à une date et terme fixes et l'apprenant n'a aucun contrôle sur le déroulement du cours. Mais dans la formation en ligne, le professeur devient un tuteur qui consacre la quasi-totalité de son temps aux besoins individuels de l'apprenant. Il peut contrôler la progression de chaque apprenant et apporter les informations complémentaires demandées et offrir les conseils nécessaires. L'apprenant devient responsable de l'organisation temporelle de son apprentissage en fonction de ses besoins et de ses contraintes.

- *Constitution des groupes d'apprenants*

L'apprentissage peut être individuel ou en groupe. Les groupes sont constitués, d'une manière spontanée ou organisée, des participants à un même cursus pédagogique. Les membres du groupe partagent leur expérience, leurs compétences et discutent entre eux des points positifs et négatifs du contenu pédagogique.

Le tableau 1 montre une comparaison sommaire des différences principales entre la formation traditionnelle avec un enseignant en classe et la formation en ligne.

Formation traditionnelle	Formation en ligne
Organisation du parcours pédagogique	
Progression linéaire et prédéfinie.	Progression adaptable à chacun en fonction de la situation.
Organisation du temps	
Les activités de formation sont fixées d'avance et imposées à tous, en dehors du temps de travail.	L'apprenant organise lui-même sa formation pendant son temps de travail.
Modalités	
Activités ponctuelles, ayant lieu à un moment précis avec une date de début et de fin imposées.	Activités en continu.
Contenu	
Le contenu est le même pour tous et doit satisfaire le plus grand nombre. Il est organisé en programmes de manière centralisée.	Le contenu tient compte des besoins individuels et des interactions entre les participants, le système et le tuteur.
Il ne tient compte des changements de l'environnement qu'avec retard.	Le contenu change constamment par les apports des utilisateurs, les expériences, les nouvelles pratiques.

Tableau 1 : Comparaison entre la formation traditionnelle et la formation en ligne.

4. Avantages de la formation en ligne (Bellier, 2001)

Les avantages de la formation en ligne sont nombreux. La formation en ligne permet de fournir une grande masse d'information à l'apprenant. Cette information peut mettre l'apprenant en situation de recherche active et de traitement personnel de l'information. Le formateur a le rôle du pédagogue ; c'est lui qui organise la recherche, détermine les points de passage obligatoires, les points de divergence qu'il faudrait éviter, ainsi que les points de synthèse qu'il faudrait réaliser à un moment donné.

La formation en ligne permet, par ailleurs, d'amener l'apprenant à faire son travail seul et de façon indépendante. Les inconvénients que l'on trouve dans un groupe d'apprenants sont absents pour l'apprenant solitaire, tels que le temps perdu à attendre le groupe et le bavardage, par exemple. En fait, l'apprenant qui est seul devant son ordinateur ne peut pas faire l'économie de l'effort demandé. Il doit faire le travail lui-même.

Un autre avantage de la formation en ligne est la gestion du rythme d'apprentissage. Dans la formation classique, la question du rythme est problématique. Il peut être trop lent pour certains et trop rapide pour d'autres. Ce problème ne se pose plus lors de l'apprentissage en ligne puisque l'individu gère lui-même son rythme.

Il est souhaitable qu'un système d'apprentissage en ligne ne soit pas entièrement à distance et isolé. Des rencontres de tutorat individuel ou d'échange avec le groupe sont conseillées.

5. Les inconvénients de la formation en ligne

La formation en ligne pose plusieurs défis. Un premier défi est le développement du matériel pédagogique. Le développement de contenu pédagogique informatisé peut demander jusqu'à 250 heures de conception pour une heure de cours, et solliciter l'implication de plusieurs professionnels, tels que des infographistes, des programmeurs et des enseignants (Paquette, 2002). Notons, toutefois que cet effort est en partie compensé par la possibilité de réutiliser le contenu, si la formation est donnée plusieurs fois.

Un deuxième défi est d'assurer le succès de la formation en ligne. Dans la littérature, plusieurs facteurs sont identifiés comme ayant un impact sur le succès. Chen et Lin (2002) mentionnent entre autres : (1) l'occupation d'un emploi par l'apprenant, (2) la fiabilité et la vitesse de la connexion Internet, (3) la motivation de l'apprenant, (4) le logiciel utilisé, (5) le contenu pédagogique et (6) la possibilité d'interagir avec d'autres participants. Bellier (2001) indique que les faiblesses de la formation en ligne sont essentiellement la distance et la solitude. Moins l'apprenant est compétent, plus ses apprentissages sont limités. En effet, l'apprenant doit gérer une masse d'information sur un sujet méconnu afin de bien le comprendre et l'assimiler. Avec ce qu'il connaît déjà, il essaiera de construire dans son cerveau un schéma compréhensible sur le sujet. Il structurera son parcours pédagogique dépendamment de la façon dont le sujet est présenté et non pas en fonction du sujet même, d'où le rôle important du pédagogue qui doit orienter l'apprenant sur le bon chemin, et ne pas surestimer les capacités d'autonomie de l'apprenant (Hotte et Leroux, 2003). L'apprenant devant son ordinateur a de fortes chances de limiter ses recherches aux endroits où il pense trouver l'information, faisant ainsi uniquement intervenir le processus d'assimilation.

6. Les styles d'apprentissages variés (Ressource d'Alberta Éducation, 2001)

Les multiples théories de styles d'apprentissage et d'intelligences étudient la façon par laquelle l'apprenant reçoit l'information, afin de la traiter et de l'exprimer. Ces théories sont utilisées pour définir le processus d'apprentissage le plus naturel pour chaque individu.

Les informations sont reçues par les sens tels que la vue, l'ouïe, l'odorat et le toucher. Certains étudiants ont une préférence naturelle pour un sens particulier. Le modèle mis au point par Ken et Rita Dunn de l'Université St. John à New York (1978, 2000), est un exemple qui organise et classe les étudiants selon leur style d'apprentissage : apprenants auditifs, visuels et kinesthésiques, par exemple.

Le psychologue Howard Gardner de l'Université Harvard a construit en 1980 la théorie des intelligences multiples. Cette théorie est un modèle cognitif qui reconnaît sept intelligences qui sont : les intelligences verbales, linguistiques, logiques et

mathématiques, spatiales et visuelles, physiques et kinesthésiques, musicales et rythmiques, ainsi que les intelligences interpersonnelles et intrapersonnelles. D'après Gardner, chaque intelligence a une base évolutionniste, son propre système de symboles et un lieu différent dans le cerveau humain (Gardner, 1983).

L'intelligence verbale et linguistique est responsable de la production du langage. L'intelligence logique et mathématique est associée au raisonnement déductif et à la résolution de problèmes. Les personnes qui possèdent l'intelligence spatiale et visuelle ont l'habileté de créer des représentations visuelles ou spatiales, mentalement ou concrètement. Les personnes ayant l'intelligence physique et kinesthésique utilisent leur corps pour créer des produits, transmettre des idées ou résoudre des problèmes. Elles ont besoin d'expériences manuelles concrètes ; elles apprennent par l'expérience (Gardner, 1983).

Les individus possédant l'intelligence musicale et rythmique sont sensibles au rythme, au bruit, à la voix humaine, aux instruments musicaux, aux sons d'une mélodie et vivent un sentiment émotif en écoutant une musique. Les personnes qui possèdent l'intelligence interpersonnelle montrent une habileté à connaître et comprendre les autres, leurs motivations et leurs intentions. Les personnes ayant l'intelligence intrapersonnelle possèdent une bonne connaissance d'eux-mêmes. Elles se comprennent et comprennent leurs propres émotions, leurs buts et leurs attentes.

7. Conclusion

Étant donnée la variation des aptitudes d'apprentissage chez les individus et de leurs styles d'apprentissage, il est impératif que les systèmes d'apprentissage en ligne reconnaissent et s'adaptent à ces caractéristiques, et qu'ils recourent à des méthodes pédagogiques appropriées au support adéquat des apprenants.

Dans le chapitre suivant, nous discuterons de quelques systèmes adaptatifs en ligne qui utilisent les théories d'apprentissage.

III. REVUE DE SYSTÈMES ADAPTATIFS UTILISANT DES THÉORIES D'APPRENTISSAGE

Le présent chapitre passe en revue quelques systèmes de formation qui utilisent les théories de l'apprentissage pour s'adapter aux apprenants. Une partie de ce chapitre a été publiée dans un article ou présentée à une conférence scientifique en tant que revue bibliographique (Barhoumi & Moghrabi, 2010; Moghrabi et al., 2009; Moghrabi et Barhoumi, 2009).

1. Introduction

Les systèmes éducatifs adaptatifs d'hypermédia (Adaptive Educational Hypermedia Systems – AEHSs) visent à encadrer les apprenants, sans nécessiter la participation soutenue d'enseignants pour prendre les décisions appropriées quant aux interactions qui ont lieu pendant une session d'apprentissage. Les objectifs les plus importants des AEHSs sont la facilité d'apprentissage et d'utilisation du système. Plusieurs chercheurs, tels que Papanikolaou, Grigoriadou, Kornilakis et Magoulas (2002) et Brusilovsky (1995, 1996), suggèrent d'améliorer la formation offerte par les AEHSs en permettant une navigation libre et personnalisée. Aussi, ces auteurs soutiennent que tous les modes d'apprentissage sont importants, tels que le modèle pédagogique où l'interaction est entièrement contrôlée par le logiciel, ou celui où elle est contrôlée entièrement par l'apprenant. Pour faciliter l'apprentissage, un AEHS construit un modèle de chaque apprenant durant son interaction avec le système afin d'adapter le contenu et la navigation aux besoins de cet apprenant. De plus, il est nécessaire qu'un AEHS puisse déterminer les stratégies d'enseignement qui correspondent au profil de chaque étudiant (Papanikolaou, Grigoriadou, Kornilakis, & Magoulas, 2002; Brusilovsky, 1995 & 1996).

2. Arthur (Gilbert & Han, 1999)

Arthur est un système de formation sur le Web qui fournit un enseignement adapté aux styles d'apprentissage des utilisateurs. Dans ce système, plusieurs styles d'instruction sont disponibles aux apprenants. Le contenu du cours est divisé en petites sections, nommées

« concepts », qui correspondent aux unités de base d'instruction ou aux concepts fondamentaux qui doivent être couverts dans le cours. Plusieurs types de matériel éducatif et de tests d'évaluation ont été développés pour chaque section. Chacun vise un certain style d'apprentissage, tels que des applets Java, des bandes audio, des vidéos ou simplement des explications sous forme de texte. Lorsque l'apprenant se connecte à Arthur, « un style d'instructeur » lui est assigné aléatoirement. À la fin de chaque concept, l'apprenant passe un test. Si le test est bien réussi, le style de l'instructeur est maintenu, sinon un nouveau style est choisi selon les cas similaires mémorisés. Arthur utilise un apprentissage par compétence (« mastery learning »). C'est une méthode qui alterne entre l'instruction et l'évaluation formative de façon répétitive jusqu'à ce que l'apprenant atteigne un niveau de compétence dépassant 80 %. À la fin du cours, Arthur utilise une méthode de raisonnement par cas pour confirmer le modèle de l'apprenant. Le raisonnement par cas (« case based reasoning ») est une méthode d'intelligence artificielle où l'on se base sur les cas précédents pour faire des inférences sur les cas suivants. Arthur sauvegarde les questions auxquelles l'apprenant a répondu incorrectement afin de mieux classer le style des futurs apprenants (Gilbert & Han, 1999).

3. DeLeS (Graf et al., 2009)

DeLeS est un outil de reconnaissance automatique des styles d'apprentissage des étudiants dans un système de formation en ligne qui utilise le logiciel Moodle (Moodle, 2012) pour la création du contenu. L'approche utilisée est suffisamment générale pour s'appliquer aux autres logiciels de gestion de contenu. Ce système repose dans sa modélisation de l'apprenant sur le modèle mis au point par Felder et Silverman (Felder and Silverman Learning Style Model – FSLSM, 1988), implémenté par la suite sous forme d'un questionnaire par Silverman et Solomon (Index of Learning Styles – ILS, 1997). DeLeS, comme le modèle théorique, caractérise les apprenants selon quatre échelles ou dimensions : actif-réflexif, visuel-verbal, sensible-intuitif et séquentiel-global. Il répertorie les activités habituellement effectuées par les apprenants lors de leur apprentissage en ligne, telles que la visite d'un module ou la durée de la visite, la visite des exemples ou du forum de discussion, le choix de questions utilisant du texte ou des

images, etc. Toutes ces activités sont groupées selon leur influence sur l'une ou l'autre des dimensions et sont utilisées (chiffrées) pour augmenter ou réduire la tendance de l'apprenant vers l'une des deux extrémités d'une dimension (c'est-à-dire qu'une activité est considérée comme un indice plus ou moins fort vers un style particulier). Les résultats de reconnaissance du style d'apprentissage par DeLeS étaient comparables à ceux obtenus en remplissant le questionnaire ILS de Felder et Solomon, avec une précision variant entre 76,67 % à 79,33 %, sauf pour la dimension séquentiel-global qui était de 73,33 % seulement.

4. DCG « The Dynamic Course Generation system » (Vassileva & Deters, 1998)

DCG utilise des techniques de planification d'intelligence artificielle. Il engendre des cours individualisés selon les objectifs et la connaissance acquise de l'apprenant et il adapte dynamiquement le cours selon son progrès et ses préférences. Il réalise le séquençement du contenu en se basant sur l'objectif que l'apprenant s'est fixé. Le système DCG représente la structure conceptuelle du domaine séparément du matériel pédagogique. La structure conceptuelle est utilisée comme une carte routière pour produire un plan du cours, c'est-à-dire une séquence de concepts et de relations que l'on doit apprendre pendant le cours. Le matériel pédagogique est stocké dans une banque de données. Un éditeur graphique permet au professeur de créer les concepts et leur connexion avec les divers types de relations sémantiques, ainsi que de définir des règles et des stratégies d'apprentissages. La connaissance de l'apprenant est principalement déterminée par des tests qui sont soumis au système. Dans le cas où un apprenant ne réussit pas, le système essaye de présenter du matériel pédagogique supplémentaire ; si cela est impossible, il demande au « planificateur » de former un nouveau plan de cours basé sur le modèle de l'apprenant.

D'autres systèmes plus récents de génération automatique de cours ont été proposés depuis (Ulrich & Melis, 2010).

5. INSPIRE (Papanikolaou et al., 2002)

INSPIRE est un système conçu pour enseigner l'architecture des ordinateurs à distance. En se basant sur le niveau de connaissance de l'apprenant, son style d'apprentissage et les objectifs spécifiques à atteindre, le système génère des leçons qui correspondent à ces objectifs. La matière présentée à l'apprenant est progressivement enrichie selon le curriculum du programme d'étude et une navigation adaptative lui est proposée se basant sur son niveau de connaissance (« rappeler », « utiliser » ou « trouver »). Le système fournit également une description du niveau actuel de l'apprenant. La présentation du matériel pédagogique pour chaque niveau de performance est principalement déterminée par le style d'apprentissage de l'apprenant (technique de présentation adaptative). Lorsque l'apprenant se connecte au système pour la première fois, il remplit un formulaire basé sur le questionnaire de Honey & Mumford pour déterminer son style d'apprentissage. Alternativement, l'apprenant a la possibilité de choisir directement son style dominant d'apprentissage en se basant sur les caractéristiques générales des différentes catégories de style d'apprentissage fournies par le système. INSPIRE permet également à l'utilisateur de modifier son parcours dans le système (Papanikolaou, Grigoriadou, Kornilakis & Magoulas, 2002).

6. InterBook (Brusilovsky, Eklund, & Schwarz, 1998, Eklund & Brusilovsky, 1999)

InterBook est un système adaptatif pour concevoir et livrer des manuels électroniques sur le Web. Dans cet environnement, les manuels peuvent être présentés avec une navigation adaptative fournissant une aide individualisée à chaque apprenant. InterBook représente le modèle du domaine comme un réseau où les nœuds correspondent aux concepts du domaine et les arcs représentent les relations entre les concepts. Des marqueurs de couleurs variées indiquent le cheminement de l'apprenant lors de sa navigation et fournissent une aide individualisée à chaque apprenant. Par exemple, une puce verte et une police en caractères gras signifient « prêt et recommandé » ; le nœud (concept) n'a pas été appris encore, mais est prêt à l'être. Une puce rouge et une police en italique signifient « non prêt à être appris ». Un crochet est placé à côté des nœuds déjà visités. Dans InterBook, les apprenants ont l'option de demander au système de leur proposer la

prochaine unité à étudier. Dans ce cas, le système choisit l'unité la plus appropriée parmi celles prêtes à être apprises en fournissant des conseils directs. Le niveau de connaissance des apprenants sur les différents concepts du domaine est évalué par leurs actions, c'est-à-dire la visite de pages, la résolution de problèmes ou les réponses aux tests.

7. iWeaver (Wolf, 2007)

IWeaver est un environnement adaptatif de formation en ligne qui combine les avantages de l'apprentissage multimédia, des interfaces adaptatives et des théories des styles d'apprentissage. Il est destiné à enseigner le langage de programmation Java. Le contenu d'apprentissage est composé d'une variété de choix d'expériences multimédia spécifiquement conçues pour répondre aux styles d'apprentissage d'une version modifiée du modèle de Dunn (Dunn et al., 2001), en particulier à la dimension perceptuelle et psychologique (traitement de l'information). Ce contenu d'apprentissage est structuré sous forme hiérarchique par un arbre que l'apprenant voit à l'écran. De plus, un indicateur d'avancement dans le cours est visible à l'utilisateur et lui permet de se situer dans le cours. L'interface permet aussi de voir quel type d'expérience multimédia est en action (auditive, visuelle, tactile) ainsi que les outils d'apprentissage possibles, comme un glossaire, des exercices permettant de pratiquer, ou encore la prise des notes. La variété des choix de médias a pour but de comprendre leurs effets sur le gain en apprentissage, le plaisir d'apprendre, le sentiment de progresser et la motivation. L'adaptabilité d'iWeaver repose sur la flexibilité de navigation et sur la classification des prochains liens à être préférables ou plus utiles. Par exemple, les liens moins importants sont affichés avec moins d'opacité, et les liens des évaluations n'apparaissent que lorsque l'apprenant a complété l'ensemble du module. À tout moment l'apprenant peut changer le choix du média utilisé.

8. MANIC (Stern & Woolf, 2000)

MANIC est un système d'instruction en ligne. Chaque cours est constitué de diapositives et de bandes audio, conçues par l'instructeur du cours. Les diapositives sont dynamiquement assemblées en fonction des connaissances de l'apprenant et de son style d'apprentissage. Le domaine d'apprentissage est organisé comme un réseau sémantique où chaque concept est associé à une collection d'objets de contenu (textes ou images) qui

le décrivent. En outre, pour décider de l'objet de contenu le plus approprié pour un concept donné et de sa présentation, MANIC prend en compte les préférences de l'apprenant, les caractéristiques des objets de contenu disponibles ainsi que le lieu de l'apparition de l'objet de contenu sur l'écran. Le style d'apprentissage de l'apprenant est déterminé par ses préférences en termes de type de média (graphique, texte), de type d'instruction (explication, exemple, description, définition, analogie) et de niveau d'abstraction (abstrait, concret) des objets de contenu. Ainsi, l'ordre de présentation des objets de contenu est choisi. Par exemple, les descriptions textuelles abstraites doivent apparaître après avoir présenté les exemples.

9. MetaTutor (Rus, Lintean, Azevedo, 2009)

Il s'agit d'un système de tutorat intelligent qui identifie le modèle mental de l'apprenant pendant l'étude de sujets scientifiques complexes. Au début de l'interaction, un sujet d'apprentissage est suggéré aux étudiants en leur demandant d'écrire un paragraphe sur le sujet à étudier. Ce paragraphe reflète la connaissance préalable de l'étudiant sur le sujet et représente donc son « modèle ». MetaTutor reconnaît trois niveaux de modèles mentaux : bas, moyen et haut. Deux catégories d'algorithmes d'apprentissage automatique sont utilisées pour déterminer le niveau de connaissance ou le modèle mental de l'étudiant.

Dans la première catégorie d'algorithmes, soit celle basée sur le contenu (« content-based »), les paragraphes générés par les étudiants sont automatiquement comparés à plusieurs sources de connaissances décrivant le sujet d'apprentissage. Ces ressources peuvent être une taxonomie qui comprend les principaux concepts liés à l'objectif, ou encore des paragraphes idéaux ou attendus, rédigés par des experts humains (par exemple, le tuteur), qui décrivent les objectifs d'apprentissage.

La deuxième méthode porte sur la pondération des mots (« word-weighting »). Elle lie les mots des paragraphes rédigés par les étudiants à un ensemble de caractéristiques dans lequel chaque mot représente une caractéristique et les poids représentent les fréquences d'occurrences des mots dans les textes. Cette méthode ressemble au modèle traditionnel de classification de textes dans lequel chaque mot utilisé est considéré comme une caractéristique (Mitchell, 1997).

10. TSAL « Two-Source Adaptive Learning » (Tseng et al., 2008)

TSAL est un système adaptatif qui aide les instructeurs dans la construction de matériel pédagogique pour les cours de sciences en tenant compte du comportement et du style d'apprentissage de l'apprenant. Le système consiste en huit modules : module d'édition des cours, système tutoriel, système de gestion des modules, banque de profils d'utilisateurs, banque de sujets, banque d'items, banque d'états d'apprentissage et banque de styles d'apprentissage (Tseng, Chu, Hwang, & Tsai 2008). Le module d'édition permet aux instructeurs d'accéder à la base de données des sujets et à la banque d'items. Le module tutoriel offre aux élèves du tutorat adaptatif et des tests en fonction de leur style d'apprentissage, leurs connaissances et leur efficacité d'apprentissage. Les fonctions du module de système tutoriel incluent le tutorat en ligne, les discussions en ligne, la modification du profil et l'auto-évaluation. Le module de gestion permet à l'administrateur du système d'accéder à la base des données des sujets, aux profils des utilisateurs et à la banque d'items. L'administrateur du système peut également effectuer plusieurs opérations d'entretien grâce à ce module, telles que la manipulation et la gestion de comptes utilisateurs et du forum de discussion. TSAL enregistre des données sur l'apprenant pendant le processus d'apprentissage pour déterminer le matériel adaptatif qui convient le mieux à chaque apprenant. Ces données sont organisées en trois catégories : (1) styles d'apprentissages, (2) comportement d'apprentissage et (3) niveau de concentration. Chaque catégorie est décrite par plusieurs paramètres, présentés ci-après.

Chaque style d'apprentissage est paramétré en termes des compétences suivantes :

- La compétence de traitement séquentiel (SPS) ; décrit la capacité de tirer du sens à partir d'informations présentées d'une façon linéaire, point par point.
- Les compétences de discrimination ; c'est-à-dire la capacité de visualiser les éléments importants d'une tâche, de se concentrer sur les détails exigés.
- Les compétences analytiques ; c'est-à-dire la capacité d'identifier des figures simples cachées dans un champ complexe et d'utiliser les éléments critiques d'un problème d'une façon nouvelle ou différente.

- Les compétences spatiales ; décrivent la capacité d'identifier des formes géométriques et de faire des rotations mentales, de reconnaître et de construire des objets dans l'espace mental.

Les paramètres du comportement d'apprentissage incluent les scores de l'étudiant sur les tests, l'efficacité de l'apprentissage et le niveau de concentration. L'efficacité d'apprentissage de chaque élève est déterminée en comparant le temps pris par l'apprenant pour apprendre une unité de connaissances au temps d'apprentissage attendu (Hwang, 1998). Le temps d'apprentissage attendu pour chaque unité est prédéfini par les instructeurs ou basé sur les données enregistrées de l'apprenant. Le temps d'apprentissage d'une unité représente le temps réel que l'apprenant met à apprendre une unité sans tenir compte des temps d'inactivité et d'essai.

Le niveau de concentration durant l'apprentissage de chaque étudiant est évalué en comparant le temps qu'il prend pour répondre aux demandes du système au temps moyen pour l'ensemble des étudiants (Hwang, 1998).

11. ILD-RS « Intelligent Learning Design Recommendation System » (Durand et al., 2011)

Tous les systèmes présentés ci-haut sont destinés à aider les apprenants durant des sessions de connexion au système. ILD-RS, par contre, est un module logiciel qui vise à aider les enseignants et les concepteurs pédagogiques lors de la préparation et planification des activités d'apprentissage. Cet outil logiciel donne des conseils sur le choix du chemin d'apprentissage lors de la phase de conception pédagogique.

ILD-RS exploite plusieurs paramètres : les objets d'apprentissage disponibles, le domaine d'étude, la durée maximale du chemin d'apprentissage (en minutes), le niveau de l'apprenant (sa note), ses compétences actuelles et souhaitées, ainsi que son style d'apprentissage selon les échelles GRLSS (Grasha-Reichmann Learning Styles Scales). Grasha (1996) a identifié cinq styles pour l'enseignant : l'expert, l'autorité, le modèle personnel, le facilitateur et le délégué. Il a aussi identifié six préférences d'apprentissage pour l'étudiant : le compétitif, le collaboratif, l'évitant, le participant, le

dépendant et l'indépendant. Il a établi des associations spécifiques entre les styles d'enseignement et les styles d'apprentissage sous certaines conditions et contextes. Ces associations sont à la base de l'algorithme du système-conseiller intelligent ILD-RS et constituent les entrées de l'algorithme de prédiction probabiliste, qui utilise des processus décisionnels markoviens (Durand et al., 2011).

12. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté quelques systèmes d'apprentissages en ligne. Nous avons remarqué que certains d'entre eux utilisent un formulaire pour reconnaître le style d'apprentissage de l'apprenant, alors que d'autres apprennent automatiquement le style d'apprentissage par des techniques d'intelligence artificielle telles que le raisonnement par cas et les réseaux bayésiens.

Puisque notre recherche porte sur l'amélioration du formulaire MBTI, nous présentons les indicateurs de type de Myers-Briggs en détail dans le chapitre suivant. Nous utiliserons ensuite ces indicateurs pour fournir aux systèmes d'apprentissage en ligne une méthode leur permettant de reconnaître et d'initialiser le style d'apprentissage de l'apprenant. Notre travail porte sur la réduction du nombre de questions de ce formulaire, qui peut aussi être utilisé à d'autres fins, par exemple pour donner aux étudiants des conseils utiles dans leur choix de domaine d'étude, ou autres.

IV. LES INDICATEURS DE TYPE SELON MYERS-BRIGGS (MBTI) (BRIGGS & MYERS 1980)

Ce chapitre présente la théorie d'apprentissage de Carl G. Jung, telle qu'opérationnalisée par Katherine Briggs et Isabel Myers. Il présente les préférences, ainsi que les échelles et les caractéristiques de chaque type psychologique tiré de ces préférences.

1. Introduction

L'indicateur de type MBTI est un instrument qui aide les gens à mieux se connaître. En effet, il aide l'individu à reconnaître son fonctionnement dans une résolution de problème ou dans une prise de décision. Les types psychologiques ont été utilisés dans une variété de contextes tels que la communication interpersonnelle, le travail d'équipe, le choix de carrière, la gestion de tâches et plusieurs autres. L'indicateur de type MBTI utilise quatre échelles bipolaires, chacune représentant deux préférences opposées. Chaque individu utilise ces deux préférences, mais à des moments différents, et non pas simultanément. L'analogie de la préférence pour la main droite ou la main gauche est souvent utilisée pour expliquer les types psychologiques. Le MBTI a été développé par Katharine Cook Briggs (1875-1968) et Isabel Myers (1897-1980), qui ont étudié pendant des années la théorie de Jung (Jung, 1921, 1971) traitant de la relation entre « l'inconscience » et la « conscience ». Cette étude a conduit à une autre théorie et à un instrument sur les types psychologiques. Pour connaître son type psychologique, l'individu peut répondre au questionnaire de l'indicateur de type psychologique Myers-Briggs. Ce questionnaire est composé de 95 questions réparties en trois parties. Dans la première et la troisième partie, le répondant est invité à choisir entre deux activités ou situations, alors que dans la deuxième partie le choix se fait entre deux mots. La version canadienne française du MBTI a été développée par Edouardo Casas de l'Université d'Ottawa. La figure 1 présente, à titre d'exemple, un extrait de trois questions du questionnaire MBTI (forme G).

1ère PARTIE : Quelle réponse décrit le mieux votre façon habituelle d'agir ou de vous sentir ?

1. Quand vous allez quelque part pour toute la journée, préférez-vous
 (a) planifier ce que vous allez faire et quand vous allez le faire, ou bien
 (b) simplement y aller ?

2e PARTIE : Lequel des deux mots de chaque paire vous attire le plus ? Pensez à ce que le mot signifie, non pas à l'écriture ou au son.

27. (a) organisé imprévu (b)

3e PARTIE. Quelle réponse décrit le mieux votre façon habituelle d'agir ou de vous sentir?

72. Pensez-vous que
 (a) vous êtes plus enthousiaste que la moyenne des gens, ou
 (b) que vous montrez moins d'enthousiasme pour les choses que la moyenne des gens?

Figure 1 : Extrait du questionnaire MBTI (forme G).

2. Définitions des préférences

Chaque échelle mesurée par le MBTI détermine une préférence de fonctionnement ou d'attitude.

Les descriptions des échelles et préférences présentées ici ont été extraites de la version canadienne française du MBTI (Briggs, 1980).

2.1. L'échelle de préférences Extraversion-Introversion EI

L'échelle E/I indique la préférence de l'individu d'orienter son attention vers le monde extérieur des gens et des choses (E) ou vers le monde intérieur des idées (I).

Dans quel sens [les individus] préfèrent-ils diriger leur attention ?

Extraversion (E) : Les personnes qui préfèrent l'extraversion sont très dynamiques, elles tendent à diriger leur attention sur le monde extérieur, elles préfèrent s'exprimer par la parole plutôt que par l'écriture. Elles agissent et pensent ensuite. Le fait d'être en groupe facilite leur compréhension. Elles sont expansives, enthousiastes et préfèrent faire plusieurs choses à la fois.

Introversion (I) : Les personnes qui préfèrent l'introversion dirigent leur attention vers leur propre monde intérieur. Elles sont calmes, réfléchissent posément, pensent, puis agissent. Elles se sentent bien quand elles sont seules. Les individus considérés introvertis

ont tendance à être secrets et réservés. Ils possèdent une bonne capacité de concentration, préfèrent se concentrer sur une seule chose à la fois, et ils sont indépendants et peu communicatifs.

2.2. L'échelle de préférences Sensation-iNtuition « Sensing-INtuition » SN

L'échelle S/N indique la préférence de l'individu pour la perception des choses, des événements ou des détails du moment présent (S), les possibilités ou les intuitions du futur (N).

Comment obtiennent-ils les informations ?

- Sensation (S) : Les personnes de type sensation font attention aux informations provenant des cinq sens. Elles résolvent les problèmes en travaillant sur les faits. Elles sont pragmatiques, préfèrent les instructions bien détaillées, et travaillent à un rythme régulier.
- Intuition (N) : Les personnes ayant cette préférence font plus attention aux impressions. Elles aiment apprendre de nouvelles compétences et sont fascinées par les idées originales. Elles font plus confiance aux impressions qu'aux expériences.

2.3. L'échelle de préférences Pensée-Sentiment « Thinking-Feeling » TF

L'échelle T/F détermine la préférence de l'individu pour le jugement basé soit sur une analyse objective et logique (T), soit sur les valeurs subjectives (F).

Comment arrivent-ils aux décisions ?

- Pensée (T) : Les personnes pensives prennent leurs décisions d'une façon objective et s'intéressent aux domaines techniques et scientifiques où la logique est importante. Elles remarquent vite les contradictions. Elles sont calmes, honnêtes et directes.
- Sentiment (F) : Les personnes ayant cette préférence sont chaleureuses, amicales et font preuve de tact. Elles prennent des décisions basées sur leurs sentiments et font confiance à leurs impressions.

2.4. L'échelle de préférences Jugement-Perception « Judgement-Perception » JP

L'échelle J/P indique la préférence pour l'organisation et le contrôle des événements extérieurs (J) ou pour l'observation et la compréhension de ces événements (P).

Comment s'orientent-ils dans le monde extérieur ?

- Jugement (J) : Les personnes qui prennent une attitude de jugement sont sérieuses et conventionnelles et utilisent leur jugement dans leur vie. Elles sont organisées et planifient leur travail pour éviter de se presser avant la date limite.
- Perception (P) : Ces personnes fonctionnent selon un processus perceptuel, sont spontanées et utilisent leurs perceptions dans leur vie. Elles tiennent à rester ouvertes pour répondre à tout ce qui peut arriver. Elles aiment conserver leur liberté d'action et détestent les programmes rigides.

3. Définition des types psychologiques

La section précédente a présenté les quatre échelles des préférences et un résumé de leurs caractéristiques principales. Puisque les dimensions ou échelles sont en interaction entre elles, le type psychologique d'un individu est composé de la combinaison des quatre dimensions. Dans cette section, nous allons examiner ces préférences de types psychologiques spécifiques.

Un type psychologique est une combinaison de quatre préférences (qui ont été choisies d'après les réponses au questionnaire MBTI). Chaque pôle étant représenté par une lettre, le type psychologique d'un individu est décrit par un code de quatre lettres. Par exemple, le code ISTJ désigne une personne qui préfère une attitude introvertie (I), qui utilise la sensation (S) afin d'obtenir de l'information, qui préfère utiliser la pensée (T) pour prendre des décisions et qui adopte une attitude de jugement (J) envers le monde extérieur. L'ordre des lettres est prescrite par la théorie, soit l'attitude d'introversion/extroversion, la fonction de perception sensation/intuition, la fonction de jugement pensée/sentiment et l'attitude d'interaction jugement/perception. Nous obtenons ainsi les 16 types présentés dans le tableau 2 qui suit :

ISTJ	ISFJ	INFJ	INTJ
ISTP	ISFP	INFP	INTP
ESTP	ESFP	ENFP	ENTP
ESTJ	ESFJ	ENFJ	ENTJ

Tableau 2 : Les 16 types psychologiques de Myers-Briggs.

Comme nous l'avons mentionné auparavant, un individu peut faire appel aux huit dimensions d'attitude et de fonctionnement, tout comme le droitier peut, selon le besoin, utiliser sa main gauche. Toutefois, une préférence s'installe entre les dimensions de fonctionnement, soit la perception (S ou N) ou le jugement (T ou F). L'une des deux lettres du milieu du code de type psychologique représente la fonction dominante et l'autre, la fonction auxiliaire. Ces deux fonctions sont nécessaires pour entrer efficacement en relation avec le monde : l'une prend la direction, l'autre lui vient en aide. Toutefois, notre recherche ne s'est pas attardée sur cet aspect des types psychologiques.

3.1. Types psychologiques à dominance S (Sensation)

- *ESTJ (dominante S, auxiliaire T)*

Les personnes ESTJ utilisent leur pensée pour se guider. Elles ont une grande motivation pour l'organisation de projets, elles sont analytiques et convaincues par la raison. Ce sont des personnes positives. Elles se basent sur l'expérience du passé. Leurs décisions sont basées sur des faits solides.

- *ESTP (dominante S, auxiliaire T)*

Les personnes ESTP sont réalistes, sympathiques, s'adaptent facilement aux situations. Elles n'ont pas de préjugés, elles sont curieuses à propos de tout ce qui concerne les objets, les activités, la nourriture, les personnes, etc. Leur compétence à se servir de leurs sens est prouvée. Elles ont un jugement artistique et de la facilité à manipuler des outils et des matériaux.

- ***ESFP (dominante S, auxiliaire F)***

Les personnes ESFP sont réalistes, sympathiques, s'adaptent facilement aux situations. Elles n'ont pas de préjugés. Elles sont curieuses pour les objets, les activités, la nourriture, les personnes, etc. Leur compétence à se servir de leurs sens est prouvée. Elles ont un jugement artistique et de la facilité à manipuler des outils et des matériaux. Elles prennent des décisions personnelles qui sont engendrées par le sentiment plutôt que par l'analyse logique. Ce genre de personnes aime les gens et le contact humain.

- ***ISTJ (dominante S, auxiliaire T)***

Les personnes ISTJ sont fiables, réalistes, pratiques et respectent les faits. Elles sont responsables, calmes et tranquilles. Elles sont consciencieuses, appliquées, systématiques, travailleuses et attentives aux détails et aux procédés. Elles prennent des décisions en se basant sur leur pensée et utilisent leur perception pour comprendre les autres.

- ***ISFJ (dominante S, auxiliaire F)***

Les personnes ISFJ sont fiables, réalistes, pratiques et respectent les faits. Elles acceptent la responsabilité de faire des choses utiles. Elles sont calmes, tranquilles, consciencieuses, appliquées, systématiques, travailleuses et très attentives aux détails et aux procédés. Elles sont aimables, sympathiques, pleines de tact et soucieuses des autres. Ces individus sont capables de soutenir les personnes qui en ont besoin.

3.2. Types psychologiques à dominance T (« Thinking », Pensée)

- ***ENTJ (dominante T, auxiliaire N)***

Ce type ressemble au type précédent sauf pour l'aspect intuitif. Les personnes ENTJ utilisent leur pensée pour guider leur milieu. Elles sont convaincues par la raison. Elles s'intéressent à voir les possibilités au-delà de ce qui est évident ou connu. Leur intuition stimule leur intérêt intellectuel, leur curiosité pour des idées nouvelles et le goût pour les problèmes complexes.

- ***ISTP (dominante T, auxiliaire S)***

Les personnes ISTP sont logiques, analytiques, et objectivement critiques. Elles sont intensément curieuses. Socialement, elles sont timides, réservées et tranquilles. Dans les

activités quotidiennes, elles savent s'adapter, sauf quand leurs principes fondamentaux sont violés ; elles deviennent alors inflexibles. Elles ont des habiletés manuelles, aiment les sports et le plein air, ou ce qui nourrit leurs sens.

- ***INTP (dominante T, auxiliaire N)***

Les personnes INTP sont logiques, analytiques et objectivement critiques. Elles accordent plus d'intérêt aux idées qu'aux personnes derrière les idées. Socialement, elles ont tendance à avoir un petit cercle d'amis intimes qui aiment discuter. Ces personnes sont tranquilles et réservées, mais elles peuvent être très bavardes sur un sujet auquel elles ont beaucoup réfléchi. Leur ingéniosité et leur curiosité sont intenses.

3.3. Types psychologiques à dominance N (iNtuition)

- ***ENTP (dominante N, auxiliaire T)***

Les personnes ENTP sont des innovatrices enthousiastes. Elles ont beaucoup d'imagination et prennent des initiatives réfléchies analytiquement et stratégiquement. Elles perçoivent bien les attitudes des autres personnes. De plus, elles tentent de comprendre les gens plutôt que de les juger.

- ***ENFP (dominante N, auxiliaire F)***

Les personnes ENFP sont des innovatrices enthousiastes. Elles ont beaucoup d'imagination et prennent des initiatives intuitivement en se basant sur ce qu'elles perçoivent. Elles sont spontanées. Elles observent les attitudes des autres et essaient de les comprendre plutôt que de les juger. La difficulté pour les personnes ENFP réside dans leur ennui de la routine.

- ***INTJ (dominante N, auxiliaire T)***

Les personnes INTJ sont innovatrices dans le domaine de la pensée et de l'action. Douées d'une intuition pénétrante, elles ont une foi puissante en leur vision intérieure. Elles sont les plus indépendantes de tous les types. Ces personnes sont déterminées, persévérantes, et aussi exigeantes envers les autres qu'envers elles-mêmes. Elles doivent développer leur pensée critique interne pour enfin aboutir à entendre les opinions des autres.

- ***INFJ (dominante N, auxiliaire F)***

Les personnes avec les préférences INFJ sont innovatrices dans le domaine des idées. Douées d'une intuition pénétrante, elles sont indépendantes et individualistes, dirigées par les inspirations qui se dégagent de leur intuition. Elles sont enthousiastes. De plus ces personnes seront attirées par une occupation qui satisfera leur intuition et leur sentiment. Cela fournira l'enthousiasme et développera ainsi de nouvelles approches aux problèmes. Leur sentiment doit être développé, sinon elles ne pourront pas critiquer leur vision interne ni même entendre les opinions des autres.

3.4. Types psychologiques à dominance F (« Feeling », Sentiment)

- ***ESFJ (dominante F, auxiliaire S)***

Les personnes ESFJ débordent de sympathie et de camaraderie. Elles sont amicales, délicates, sympathiques. Elles sont assidues, consciencieuses, organisées, mais surtout intéressées par les réalités déduites par leurs cinq sens, ce qui les rend pratiques, réalistes et concrètes. Elles aiment la variété, mais s'adaptent bien à la routine.

- ***ENFJ (dominante F, auxiliaire N)***

Les personnes ENFJ débordent de sympathie et de camaraderie. Elles sont amicales, délicates, sympathiques. Elles sont assidues, consciencieuses, organisées. Leur intuition accroît leur perspicacité, leur vision à long terme et leur curiosité pour les nouvelles idées.

- ***ISFP (dominante F, auxiliaire S)***

Les personnes avec des préférences ISFP sont chaleureuses. Elles sont fidèles aux personnes ou aux choses qui leur tiennent à cœur. Ces personnes jugent les choses par leurs idéaux. Elles sont tolérantes et capables de s'adapter. Si leur fidélité est menacée, elles deviennent inflexibles. Elles sont intéressées aux réalités apportées par leurs sens.

- ***INFP (dominante F, auxiliaire N)***

Les personnes INFP sont chaleureuses, fidèles aux obligations qui sont en relation avec les choses ou les personnes qu'elles aiment. Elles jugent les choses par leurs idéaux. Elles sont tolérantes, compréhensives et souples. La menace de leur loyauté les rend

inflexibles. Les personnes INFP ont beaucoup d'intérêt pour les nouvelles idées, sont perspicaces et possèdent une large vision des choses.

4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons discuté des différentes échelles de préférences et présenté les indicateurs de types de Myers-Briggs. Le chapitre suivant présente notre méthodologie pour la réduction de la taille du questionnaire MBTI.

V. RÉDUCTION DE LA TAILLE DU QUESTIONNAIRE MBTI

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les différentes techniques d'intelligence artificielle que nous avons utilisées pour réduire d'un tiers le questionnaire de Myers-Briggs (MBTI). Nous commençons par rappeler la problématique que nous essayons de résoudre, puis nous présentons notre expérimentation pour atteindre cet objectif, qui utilise des techniques de classification telles que les réseaux de neurones et les arbres de décision.

2. Problématique

L'utilisation du style d'apprentissage ou du type psychologique de l'apprenant apparaît de plus en plus dans des systèmes de formation en ligne, dans le but de mieux assister l'apprenant durant sa formation. En général, l'apprenant se trouve face à l'une de deux méthodes : la première consiste à remplir un long formulaire (questionnaire de Honey & Mumford, questionnaire MBTI, etc.). L'apprenant doit être conscient de l'importance de l'exactitude des réponses afin d'éviter que le résultat du questionnaire soit incorrect et qu'il se voie attribuer un type psychologique incorrect par le système. La seconde méthode consiste en une déduction automatique du type psychologique de l'apprenant via son interaction avec le système de formation en ligne. Dans ce cas, lors de l'inscription de l'apprenant, le système lui attribue un type psychologique aléatoire. Ensuite, le système guidera l'apprenant et lui fournira de l'assistance selon ce type attribué. Si le type ne convient pas, alors le système déterminera un type approprié.

Dans cette thèse, nous suggérons de contourner le problème des longs questionnaires de la première méthode en réduisant le nombre de questions du questionnaire MBTI, par l'identification et l'élimination des questions moins pertinentes. Le questionnaire réduit peut être utile autant dans le cadre de la formation en ligne qu'à l'extérieur de ce contexte (par exemple, par des éducateurs).

3. Explication de la méthodologie par apprentissage automatique

Nous avons vu dans le chapitre précédent que le type psychologique d'un individu est constitué d'une combinaison de quatre préférences. Chaque préférence est extraite à partir d'une échelle ayant deux préférences sur ses extrêmes (extraversion et introversion, par exemple). Il en résulte donc 16 types psychologiques. En terminologie informatique, ces 16 types sont vus comme 16 « classes ». La reconnaissance d'un type psychologique parmi d'autres devient alors un problème de classification consistant à identifier la classe ou le type psychologique d'un individu à partir d'un ensemble de données. Ces données proviennent des réponses fournies par cet individu au questionnaire MBTI. Une base de données de 1 931 formulaires MBTI remplis par des étudiants nous a été gracieusement fournie par le professeur Robert Baudouin, professeur à l'Université de Moncton et spécialiste de la méthode MBTI.

Ce questionnaire comporte 95 questions, mais nous avons remarqué que deux questions ne sont pas utilisées dans la mesure des échelles de préférences et qu'une troisième n'a pas reçu suffisamment de réponses. Pour cette raison, elles ont été exclues de notre version du questionnaire.

Différentes techniques de classification sont signalées dans la littérature, telles que : les arbres de décisions, les machines à vecteurs de support, les approches bayésiennes, les réseaux de neurones, etc. Pour diminuer le nombre de questions, nous avons choisi deux techniques, soit les réseaux de neurones et les arbres de décision. Nous avons choisi de travailler avec les réseaux de neurones, car ils sont reconnus comme étant tolérants aux données imparfaites. Cela signifie que si nous fournissons des entrées manquantes ou erronées à un réseau des neurones, ses résultats pourront être acceptables avec un taux d'erreur raisonnable. De plus, ils sont reconnus de présenter une bonne alternative aux méthodes de classification conventionnelles (Zhang, 2000). Par ailleurs, l'approche par arbre de décision a été utilisée pour vérifier les résultats de classification obtenus et les comparer à ceux des différents réseaux de neurones que nous avons exploités.

Notre méthodologie procède par approche comparative. L'approche du classificateur par réseaux de neurones procède en plusieurs étapes qui s'enchaînent afin de découvrir les

caractéristiques de l'architecture du réseau qui donnera la meilleure classification possible ayant le taux d'erreur le plus faible. Ensuite, la méthode par arbre de décision suivra des étapes similaires afin de vérifier de façon comparative nos résultats préalables. Voici les étapes de la méthodologie. Premièrement, nous avons déterminé le type psychologique de l'apprenant par une application directe et globale du classificateur à l'ensemble des 92 questions retenues du questionnaire MBTI. Deuxièmement, nous avons divisé le questionnaire en quatre sections. Chaque section inclut toutes les questions mesurant une échelle de préférences donnée (EI, SN, TF ou JP). Nous avons appliqué le classificateur à chacune de ces sections afin de mesurer les préférences de l'individu pour l'échelle en question. Finalement, les résultats obtenus ont été combinés en un classificateur global pour déterminer le type psychologique de l'apprenant.

Dans les sections suivantes, nous détaillerons successivement les étapes et les expériences effectuées avec les deux classificateurs.

4. Approche par réseaux de neurones artificiels (RNA)

Certains des premiers travaux en intelligence artificielle (IA) se sont inspirés d'une hypothèse qui affirme que l'activité mentale consiste principalement en l'activité électrochimique des réseaux de cellules du cerveau, les neurones. Ces travaux se sont donné le but de créer des réseaux de neurones artificiels (RNA) (Russell & Norvig, 2010). Rappelons que ces réseaux artificiels sont composés de nœuds (ou unités), appelés neurones. Ces derniers sont reliés par des connexions qui servent à propager l'activation (l'information). Les connexions ont des poids qui reflètent l'importance de la connexion entre deux neurones (unités).

Il existe plusieurs architectures de RNA. Dans ce qui suit, nous présentons le modèle le plus courant qui est le perceptron multicouche. Selon ce modèle, un neurone peut être connecté à plusieurs autres neurones à l'entrée, à la sortie ou aux neurones entre les deux. Un neurone artificiel calcule le total de ses activations ($\sum x_i w_i$) et « décide » selon une fonction d'activation si l'information sera transmise à la sortie du neurone ($z_{\text{sortie}} = f(\sum x_i w_i)$) (Borne et al., 2007; Rosenblatt, 1958; McCulloch et Pitts, 1943). La figure 2

montre schématiquement un neurone artificiel, ses entrées (x_0, x_1, \dots, x_n) et les poids de ses connexions (w_0, w_1, \dots, w_n).

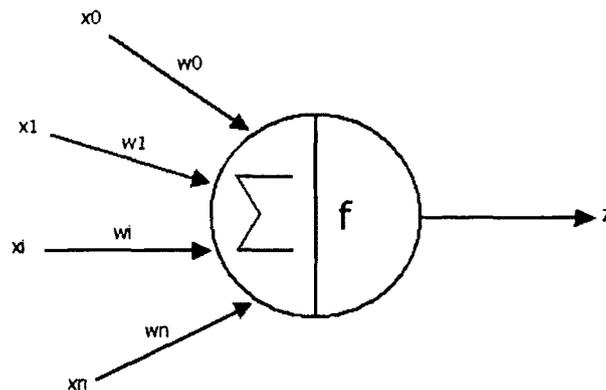


Figure 2 : Un neurone artificiel.

Un réseau de neurones peut avoir plusieurs unités d'entrées et de sortie, selon les données du problème et les résultats attendus. Des connexions directes entre les unités d'entrée et de sortie constituent un réseau monocouche. La figure 3 montre un schéma d'un tel réseau.

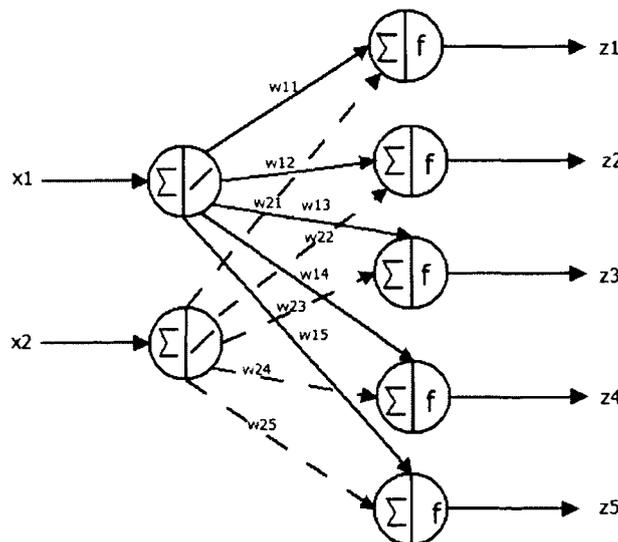


Figure 3 : Exemple de réseau monocouche.

Il existe aussi des réseaux à plusieurs couches, dans lesquels une ou plusieurs couches sont cachées. La figure 4 montre un schéma d'un RNA ayant une seule couche cachée.

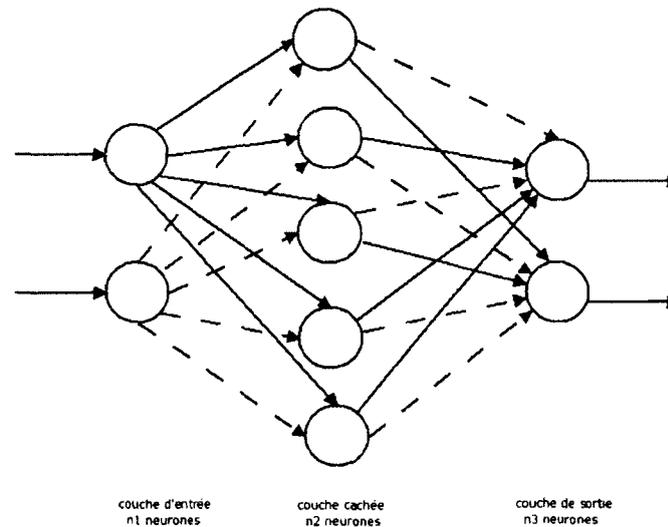


Figure 4 : Réseau de neurones à une couche cachée.

Les réseaux de neurones permettent généralement de faire un meilleur usage des données disponibles comparativement aux techniques d'analyse classiques. Celles-ci sont souvent limitées par différentes contraintes telles que l'hypothèse de normalité, la linéarité et l'indépendance des variables explicatives, etc. Les réseaux de neurones sont, par contre, des approximateurs universels (Zhang, 2000) qui fonctionnent très bien dans le cas où le phénomène à modéliser dépend de plusieurs variables et la diversité des données est très grande. Les réseaux de neurones sont différents par rapport à d'autres techniques de classification par le caractère parcimonieux de l'approximation. En effet, le nombre de poids nécessaires pour approximer une fonction varie linéairement par rapport au nombre de variables de la fonction, alors que ce nombre de poids varie exponentiellement pour la plupart des autres approximateurs (Hornik, Stinchcombe, White, Auer 1994). Par contre, l'utilisation des réseaux de neurones impose une certaine expérimentation afin de déterminer les caractéristiques de leur architecture, telles que le nombre de couches, le nombre de neurones par couche et les connexions entre les neurones.

Dans la suite de cette section nous présenterons les étapes de notre expérimentation, soit les différentes architectures de réseaux de neurones que nous avons réalisées. Pour effectuer la validation, nous avons utilisé la méthode d'échantillonnage statistique du « holdout » (Han et al., 2011; Tan et al., 2006; Whitten et al., 2011; Vercellis, 2009). Cette méthode consiste à diviser un ensemble d'échantillons en un ensemble

d'apprentissage et un ensemble de test. L'ensemble d'apprentissage est utilisé pour la phase d'apprentissage du réseau de neurones et l'ensemble de test est utilisé pour tester son efficacité. Typiquement, de 33 % à 50 % des échantillons sont utilisés pour créer l'ensemble de test et le reste est utilisé pour l'ensemble d'apprentissage (Vercellis, 2009). Nous avons respecté cette règle en divisant les 1 931 échantillons en 1 000 échantillons d'apprentissage et 931 échantillons de test.

Il est à noter que d'autres méthodes d'échantillonnage sont proposées dans la littérature telles que la validation croisée et le sous-échantillonnage répété. Ces méthodes sont souvent préférées, car elles utilisent davantage de données pour l'entraînement en répétant plusieurs fois la même expérience avec différents échantillonnages, ce qui donne généralement une estimation plus précise. De plus, répéter l'expérience avec plusieurs échantillonnages diminue le risque que les données d'apprentissage ou de test ne soient pas représentatives. Toutefois, le désavantage de ces approches est que cette précision additionnelle est très coûteuse en temps. Par exemple, Whitten et al. (2011) suggèrent l'utilisation d'une méthode de validation croisée à 10 partitions répétée 10 fois, ce qui requiert de répéter chaque expérience 100 fois. Ces méthodes sont particulièrement recommandées lorsque la taille de l'échantillon est petite afin de maximiser l'utilisation de tous les échantillons pour l'entraînement (Han et al., 2011; Tan et al., 2006; Whitten et al., 2011; Vercellis, 2009). Dans les expérimentations réalisées dans cette thèse, il a été préféré d'utiliser simplement le « holdout » afin d'accélérer le processus d'expérimentation et de pouvoir réaliser davantage d'expériences avec des paramètres variés. De plus, puisque l'échantillon est relativement grand (1 931 échantillons), le risque que les partitions ne soient pas représentatives est limité. Pour ces raisons, nous jugeons que l'utilisation du « holdout » est un compromis acceptable. Toute notre expérimentation sur les réseaux de neurones a été effectuée à l'aide du logiciel MATLAB.

4.1. Étape des réseaux de neurones artificiels utilisant les données brutes

La première étape est celle d'une approche globale brute de réseaux de neurones. Nous avons utilisé l'architecture des réseaux de neurones la plus populaire soit celle de la rétropropagation (« back propagation »), en y injectant à son entrée autant de neurones

que de questions dans le formulaire MBTI et autant de neurones à la sortie que de lettres pour désigner un type psychologique en particulier, soit quatre. Puisque le réseau de neurones par rétropropagation possède une couche cachée, plusieurs tailles de cette couche ont été essayées (c'est-à-dire avec un nombre variable de neurones cachés).

Le choix du nombre de neurones de la couche cachée est crucial pour la qualité de l'approximation (Negnevitsky, 2011; Russell & Norvig, 2010). Choisir un nombre inapproprié engendre des erreurs de généralisation¹. Lorsque ce nombre est trop élevé, l'erreur est causée par le surapprentissage, c'est-à-dire que le réseau ne fait que mémoriser les données d'entraînement et ne peut généraliser. Lorsque ce nombre de neurones cachés est trop réduit, l'erreur est causée par le sous-apprentissage, c'est-à-dire que le réseau est incapable d'apprendre correctement.

Plusieurs règles empiriques (« rule of thumb ») sont utilisées pour choisir le nombre de neurones cachés (Xu & Chen, 2008). Parmi celles-ci, nous avons utilisé les trois règles suivantes :

(1) $N_{\text{sortie}} \leq N_{\text{cachée}} \leq N_{\text{entrée}}$, où $N_{\text{entrée}}$ est le nombre de neurones en entrée, $N_{\text{cachée}}$ est le nombre de neurones de la couche cachée et N_{sortie} est le nombre de neurones à la sortie (Blum, 1992).

(2) $N_{\text{cachée}} \leq 2 * N_{\text{entrée}}$ (Berry & Linoff, 1997).

(3) $N / N_{\text{entrée}} \leq N_{\text{cachée}} \leq N / \text{racine_carrée}(N_{\text{entrée}} * \log(N))$ où N est la taille de l'échantillon (Xu & Chen, 2008).

Selon nos données, $N_{\text{entrée}} = 92$ neurones représentant les réponses aux questions, $N = 1\ 000$ échantillons pour l'apprentissage et N_{sortie} varie entre 4 et 16 neurones représentant le codage des types psychologiques. Ainsi, pour la règle 1, la borne inférieure du nombre de neurones de la couche cachée varie entre 4 et 16 neurones et la borne supérieure est 92. Pour

¹ La capacité de généralisation d'un réseau de neurones représente sa capacité de prédire correctement la classe de nouvelles données (qui n'ont pas été vues lors de l'entraînement).

la règle 2, la borne supérieure est $2 * 92 = 184$ neurones. Pour la règle 3, la borne inférieure est de $1\ 000 / 92 \approx 10$ neurones, et la borne supérieure est $1\ 000 / \text{racine_carrée}(92 * \log(1\ 000)) \approx 60$ neurones. En conséquence, l'intervalle le plus restrictif est de 10 à 16 neurones pour la borne inférieure et de 60 neurones² pour la borne supérieure. Notre expérimentation fera donc varier le nombre de neurones de la couche cachée à l'intérieur de cet intervalle.

Nous avons commencé par la création d'un réseau de neurones de 92 entrées et le plus grand nombre de neurones possible dans la couche cachée ne dépassant pas 60. Ensuite, nous avons réduit progressivement le nombre de neurones de la couche cachée afin de tenter d'obtenir un modèle offrant le meilleur compromis entre minimiser le taux d'erreur et éviter le surapprentissage. En testant ce réseau avec un fichier contenant les 931 échantillons (individus) et toutes les réponses aux 92 questions, nous avons obtenu des taux d'erreur plutôt élevés. Les résultats sont présentés dans le tableau 3.

Nombre de neurones dans la couche cachée	Nombre de neurones dans la couche de sortie	Nombre d'échantillons erronés en 4 positions (4 préférences sont erronées)	Nombre d'échantillons erronés en 3 positions (3 préférences sont erronées)	Nombre d'échantillons erronés en 2 positions (2 préférences sont erronées)	Nombre d'échantillons erronés en une position (une seule préférence est erronée)
60	4	0 %	0,8 %	7,2 %	33,4 %
50	4	0 %	1,3 %	9,8 %	33,5 %
47	4	0 %	0,6 %	6 %	35,7 %
16	4	0 %	0,8 %	6 %	33,3 %

Tableau 3 : Résultats des réseaux de neurones avec différents nombres de neurones dans la couche cachée et quatre neurones à la sortie.

La dernière ligne du tableau 3 montre que l'utilisation de 16 neurones cachés produit les taux d'erreur suivants : un pourcentage d'erreur nul pour que le réseau se trompe dans la reconnaissance des quatre préférences ensemble ; 0,8 % pour que le réseau se trompe sur trois préférences parmi les quatre ; 6 % pour que le réseau se trompe sur deux préférences

² La version du système utilisé ne permettait pas d'aller jusqu'à 60 neurones cachés pour le réseau avec 8 sorties. Le nombre maximum que nous avons pu atteindre est seulement de 47 neurones cachés.

parmi les quatre et 33,3 % pour que le réseau se trompe sur une préférence parmi les quatre. Les résultats de cette étape se trouvent dans le tableau 3.

Les erreurs de classification automatique par RNA sont liées parfois au nombre de neurones dans la couche cachée et parfois au nombre de neurones de sortie, pour ne mentionner que ces deux sources. Ayant testé plusieurs variations du nombre de neurones cachés sans percevoir de réduction des taux d'erreur du réseau, nous nous sommes tournés vers le nombre de neurones à la sortie du réseau.

Dans la deuxième étape, les expériences ont été répétées, avec un nombre de neurones à la sortie passant de 4 à 8. Autrement dit, au lieu d'avoir un neurone à la sortie par échelle telle que SN, le réseau aura un neurone à la sortie pour représenter la préférence S et un autre neurone pour représenter la préférence N.

Nous avons testé un réseau de neurones de 92 entrées, une couche cachée avec un nombre de neurones varié, mais une couche de sortie de 8 neurones, chaque neurone représentant une préférence. Les résultats des expériences réalisées sur ces réseaux sont présentés dans le tableau 4.

Nombre de neurones dans la couche cachée	Nombre de neurones dans la couche de sortie	Pourcentage d'échantillons erronés en 4 positions (4 préférences sont erronées)	Pourcentage d'échantillons erronés en 3 positions (3 préférences sont erronées)	Pourcentage d'échantillons erronés en 2 positions (2 préférences sont erronées)	Pourcentage d'échantillons erronés en une position (une seule préférence est erronée)
47	8	0,3 %	0,5 %	3,7 %	13 %
30	8	0 %	1,1 %	3,8 %	13,3 %
20	8	0 %	0,3 %	2,4 %	17,3 %
10	8	0 %	0,1 %	3,5 %	17,6 %

Tableau 4 : Résultats des réseaux des neurones avec une couche cachée et une couche de sortie de 8 neurones.

Nous présentons dans le tableau 4 les cas les plus intéressants ayant les taux d'erreur les plus faibles. En examinant ces taux d'erreur, nous remarquons que le pourcentage d'erreur du réseau ayant 30 neurones dans la couche cachée (et 8 neurones à la sortie) est meilleur que celui avec les 4 neurones en sortie, car le pourcentage d'erreur pour que quatre préférences soient erronées est nul, pour que trois préférences soient erronées est

1,1 %, et pour que deux préférences soient erronées est 3,8 %. Ces pourcentages sont minimales comparativement au taux d'erreur de 13,3 % lorsqu'une préférence est erronée. Malgré que ce taux d'erreur ait diminué de presque de moitié par rapport au réseau précédent, il reste élevé.

Pour résumer, un RNA avec 8 neurones à la sortie a beaucoup amélioré la performance de l'approche, mais pas suffisamment pour arrêter le choix de notre architecture. Ayant épuisé plusieurs modifications génériques à l'architecture, il fallait essayer d'autres mécanismes d'améliorations liées à la spécificité des données. Étant donné que seulement une partie des questions MBTI interviennent dans la reconnaissance d'une échelle de préférences en particulier, nous avons opté pour la création d'un réseau de neurones pour chaque échelle de préférences. Ensuite, nous avons combiné ces quatre réseaux en un seul réseau global pour déterminer le type psychologique.

La troisième étape est donc celle où nous avons réalisé ces réseaux de neurones variés et plus élémentaires portant, individuellement et à tour de rôle, sur les échelles de préférences EI, SN, TF et JP. Ensuite, pour déterminer le type psychologique, nous avons regroupé ces réseaux élémentaires d'échelles pour former le réseau global. Les deux architectures, soit celles avec couches cachées ou monocouche, ont aussi comme auparavant fait partie de l'expérimentation des réseaux globaux.

À la fin de cette troisième étape d'expérimentation, l'architecture optimale d'un réseau de neurones est arrêtée, car la classification en type psychologique est presque parfaite avec un taux d'erreur minimal. La série des expériences portant sur l'élimination des questions moins importantes constitue la quatrième étape de notre expérimentation. De nouveaux réseaux d'échelles ont été construits en réduisant les entrées de chaque réseau selon les questions à éliminer, afin de constater la réussite ou l'échec de la classification sans ces questions. Dans le cas d'un réseau de neurones monocouche, le critère utilisé pour l'évaluation de l'importance d'une entrée supprimée est le poids. Dans le cas d'un réseau de neurones avec couche cachée, étant donné le dédoublement des poids (l'ajout d'un poids sortant de la couche cachée), le taux d'erreur est le critère utilisé. Ce critère est

également utilisé pour l'évaluation de l'importance d'un ensemble d'entrées (questions) supprimées, et ce indépendamment du type du réseau de neurones.

4.2. Étape des réseaux de neurones élémentaires monocouche

Un réseau de neurones monocouche est un réseau reliant les entrées directement aux neurones de sortie sans passer par une couche intermédiaire. La figure 5 montre un réseau de neurones monocouche obtenu à partir de MATLAB lors de cette expérimentation.

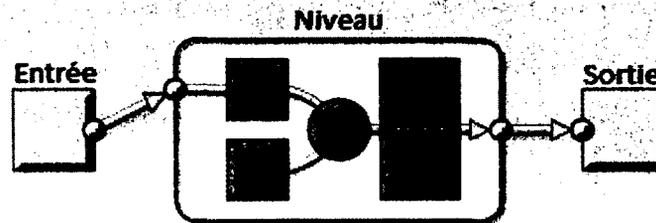


Figure 5 : Réseau de neurones à un niveau (monocouche).

Cette étape consiste à construire un réseau de neurones monocouche pour chaque échelle de préférences. À partir de chaque réseau, nous déterminons les poids reliant les entrées à la couche de sortie, puis nous supprimons les questions qui reçoivent le poids le plus faible en valeur absolue, tout en conservant des taux d'erreur qui doivent être inférieurs à 12 %. En effet, le meilleur taux d'erreur pour un réseau élémentaire d'échelle avant de commencer à supprimer des questions est de 3,7 % (le réseau EI). Étant donné que les types psychologiques contiennent 4 préférences, un taux d'erreur de $3 \times 4 = 12$ % pour l'ensemble du réseau nous a semblé acceptable.

L'ensemble de questions retenues doit maximiser le nombre de questions retirées et minimiser le taux d'erreur.

4.2.1. Paramètres des quatre réseaux élémentaires associés aux échelles

Le nombre d'entrées de chaque réseau de neurones élémentaire dépend de l'échelle en question. En effet, le questionnaire MBTI nécessite 21 questions pour mesurer les préférences de l'échelle EI, 25 questions pour l'échelle SN, 23 questions pour l'échelle TF et 23 questions pour l'échelle JP. Toutefois, il y a un seul neurone à la sortie de ces réseaux élémentaires, car il y a une seule classe à reconnaître, soit celle de la préférence

sur l'échelle en question. Le codage utilisé est binaire : par exemple, 0 désigne la préférence E et 1 désigne la préférence I dans le réseau de l'échelle EI. Il en va de même pour l'échelle SN, l'échelle TF, et JP.

Les paramètres les plus importants des réseaux de neurones utilisés sont :

- nombre d'itérations : 1000 ; la phase d'apprentissage s'arrête si le nombre d'itérations dépasse 1000 et que le réseau ne converge pas.
- la fonction d'activation : TANSIG ; tangente sigmoïde
- la fonction de performance : *MSE* « *Mean Squared Error* »

L'algorithme utilisé pour la phase d'apprentissage est l'algorithme de rétropropagation « Levenberg-Marquardt backpropagation (TRAINLM) » avec les paramètres suivants :

- « *Goal* » : 0 ; la phase d'apprentissage s'arrête si l'erreur devient inférieure à zéro.
- Gradient minimum : $1e^{-10}$; la phase d'apprentissage s'arrête si le gradient devient inférieur à $1e^{-10}$.
- « *Max_fail* » : 6 ; quand l'erreur de validation augmente durant 6 itérations, la phase d'apprentissage est arrêtée et les poids au minimum de l'erreur de validation sont retenus.

L'arrêt tôt est une méthode pour améliorer la généralisation. Cette technique est appliquée automatiquement à toutes les fonctions de création de réseaux supervisés dans MATLAB, y compris les fonctions de création de réseaux de rétropropagation. Avec cette technique, les données sont divisées de façon aléatoire en trois ensembles : 60 % pour l'apprentissage, 20 % pour la validation et 20 % pour le test. Le premier ensemble (60 % des données) est l'ensemble d'apprentissage du réseau, qui est utilisé pour le calcul du gradient et la mise à jour des poids et des biais du réseau. Le deuxième ensemble (20 % des données) est l'ensemble de validation. L'erreur de validation diminue durant la phase d'apprentissage. Cependant, quand un surapprentissage apparaît, l'erreur de validation commence typiquement à monter. Quand l'erreur de validation augmente

durant un nombre d'itérations bien spécifique « *Max_fail* », la phase d'apprentissage est arrêtée, et les poids et les biais calculés au minimum de l'erreur de validation sont retenus. Le dernier ensemble, celui de test (les derniers 20 % des données), n'est pas utilisé durant la phase d'apprentissage, mais il est utilisé pour tester le modèle appris. Si l'erreur dans la phase de test atteint un minimum après un nombre d'itérations différent de celui de la phase de validation, cela peut indiquer une mauvaise répartition des ensembles des données.

4.2.2. Le réseau élémentaire de l'échelle Extraversion-Introversion EI

Le questionnaire de Myers-Briggs comporte 21 questions qui mesurent la préférence Extraversion ou Introversion (EI), donc le réseau de neurones de l'échelle EI a 21 entrées. Lors de la phase d'apprentissage de ce réseau de neurones, les poids reliant les entrées et la couche de sortie sont déterminés. Ils sont présentés dans la dernière colonne du tableau 5 ci-dessous. Rappelons que ces poids indiquent l'importance des questions et qu'ils sont utilisés pour choisir les ensembles de questions à supprimer. Le reste du tableau contient les résultats de l'expérience faite avec ce réseau. Par exemple, la première ligne du tableau montre que si nous ne supprimons pas de questions, le pourcentage d'erreur de ce réseau élémentaire monocouche est de 3,7 %, c'est-à-dire que le réseau de neurones s'est trompé dans la mesure des préférences (E ou I) pour 35 individus parmi les 931. Étant donné que les questions relatives à cette échelle ne sont pas consécutives dans le formulaire MBTI, la première colonne du tableau 5 montre le numéro d'origine dans le questionnaire, tandis que la colonne suivante contient notre numérotation consécutive dans ce réseau. La deuxième ligne montre que lorsque nous supprimons la première question, le pourcentage d'erreur augmente à 17,40 %, ce qui explique l'importance de cette question dans l'échelle EI. Toutefois, lorsque nous supprimons la quatrième question, le pourcentage d'erreur augmente seulement à 3,9 %, ce qui indique que nous pouvons enlever cette question.

Nous avons ensuite testé la suppression d'ensembles de plus en plus grands de questions, pour la même échelle. Nous avons procédé en vue de maximiser le nombre de questions retirées tout en conservant un taux d'erreur bas.

Numéro de la question dans le questionnaire de Myers-Briggs	Numéro de la question supprimée, selon notre numérotation	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)	Poids affecté par le réseau de neurones durant la phase d'apprentissage
	Aucune	35	3,7 %	
3	1	162	17,40 %	1,6559
7	2	156	16,70 %	1,7145
10	3	122	13,10 %	1,2687
13	4	37	3,90 %	-0,20388
16	5	121	13,00 %	-0,83209
19	6	179	19,20 %	1,7864
23	7	150	16,10 %	1,28
26	8	82	8,80 %	0,71035
31	9	128	13,70 %	0,48974
37	10	68	7,30 %	-0,69718
40	11	42	4,50 %	-0,33676
55	12	47	5,00 %	0,3368
66	13	110	11,80 %	1,41
68	14	42	4,50 %	0,35068
72	15	107	11,50 %	1,0625
75	16	163	17,50 %	-1,4646
77	17	69	7,40 %	0,76733
79	18	157	16,80 %	2,5198
81	19	67	7,20 %	0,46916
86	20	128	13,70 %	1,2169
90	21	147	15,70 %	1,2522

Tableau 5 : Résultats de la suppression d'une question EI avec un réseau de neurones monocouche.

Nous nous sommes basés sur les résultats du tableau 5 pour déterminer les questions à retirer. Le tableau 6 présente seulement les résultats significatifs ainsi obtenus. Nous avons opté de ne présenter que les expériences prometteuses pour la prochaine série de suppressions. La suppression de l'ensemble des six questions (4, 11, 12, 14, 19, 10) produit un taux d'erreur de 5,4 % ; la suppression de l'ensemble des sept questions (4, 11, 12, 14, 19, 10, 17) produit un taux d'erreur de 8,3 % ; alors que la suppression de l'ensemble des huit questions (4, 11, 12, 14, 19, 10, 8, 17) engendre un taux d'erreur de 15,7 %. Puisque la suppression de neuf questions engendre des taux d'erreur de plus de 24 %, nous avons opté de ne pas les inclure dans le tableau. Donc, en tenant compte que l'objectif de notre approche est de maximiser le nombre des questions supprimées et de

minimiser le taux d'erreur, nous avons choisi l'ensemble de questions (4, 11, 12, 14, 19, 10, 17) pour être supprimées.

Numéros des questions supprimées, selon notre numérotation	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)
2 questions		
4, 11	57	6,1 %
3 questions		
4, 11, 12	41	4,40 %
4 questions		
4, 11, 12, 14	40	4,30 %
4, 11, 12, 19	56	6,10 %
4, 11, 12, 10	69	7,40 %
4, 11, 12, 13	122	13,10 %
5 questions		
4, 11, 12, 14, 19	79	8,50 %
4, 11, 12, 14, 10	69	7,40 %
4, 11, 12, 14, 17	83	8,90 %
4, 11, 12, 14, 13	122	13,10 %
6 questions		
4, 11, 12, 14, 19, 10	50	5,40 %
4, 11, 12, 14, 19, 17	119	12,80 %
4, 11, 12, 14, 19, 13	159	17,00 %
7 questions		
4, 11, 12, 14, 19, 10, 17	78	8,30 %
4, 11, 12, 14, 19, 10, 15	116	12,40 %

Tableau 6 : Résultats de la suppression de plusieurs questions EI avec un réseau de neurones monocouche.

4.2.3. Le réseau élémentaire de l'échelle Sensation-iNtuition SN

Le questionnaire de Myers-Briggs comporte 25 questions qui mesurent la préférence sensation ou intuition (SN). Les résultats de l'expérience faite avec le réseau de neurones de l'échelle SN sont présentés dans le tableau 7. La première ligne de données du tableau montre que lorsque nous ne supprimons pas de questions, le pourcentage d'erreur est de 4,9 %, c'est-à-dire que le réseau de neurones s'est trompé dans la mesure des préférences S ou N pour 49 individus parmi 931. La deuxième ligne montre que si nous supprimons la première question, le pourcentage d'erreur sera de 7,20 %, ce qui indique que nous pouvons éliminer cette question, car le taux d'erreur reste relativement bas. Par contre, la suppression de la dixième question résulte en un taux d'erreur de 23,80 %, ce qui démontre l'importance de cette question pour l'échelle SN.

Numéro de la question dans le questionnaire de Myers-Briggs	Numéro de la question supprimée, selon notre numérotation	Nombre d'échantillons classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons classifiés (erronés)	Poids affecté par le réseau de neurones durant la phase d'apprentissage
	Aucune	49	4,90 %	
2	1	67	7,20 %	2,161
5	2	193	20,70 %	-4,6847
9	3	158	17,00 %	4,967
11	4	131	14,00 %	3,403
18	5	146	15,60 %	-3,7336
22	6	108	11,60 %	-2,6673
25	7	122	13,10 %	3,274
29	8	97	10,40 %	2,3728
33	9	59	6,30 %	1,5939
42	10	222	23,80 %	-4,5051
44	11	65	7,00 %	1,5287
46	12	173	18,50 %	-4,9714
48	13	93	10,00 %	2,174
50	14	58	6,20 %	0,84166
52	15	113	12,10 %	3,8211
58	16	100	10,70 %	3,3301
61	17	130	14,00 %	3,4297
63	18	59	6,30 %	1,4574
65	19	82	8,80 %	-1,479
67	20	60	6,40 %	1,281
69	21	95	10,20 %	3,2369
71	22	115	12,30 %	3,7762
80	23	91	9,70 %	-3,538
83	24	80	8,60 %	-1,2139
91	25	110	11,80 %	3,0342

Tableau 7 : Résultats de la suppression d'une question SN avec un réseau de neurones monocouche.

Nous avons ensuite procédé pour le réseau élémentaire SN de la même manière que pour l'échelle EI afin d'éliminer des ensembles de questions. Les résultats sont présentés dans le tableau 8. Parmi les combinaisons testées, l'ensemble des huit questions (14, 24, 20, 18, 19, 11, 9, 23) engendre un taux d'erreur de 8 % et l'ensemble des neuf questions (14, 24, 20, 18, 19, 11, 9, 1, 6) produit un taux d'erreur de 10,9 %. Ce dernier ensemble représente donc la meilleure combinaison de questions à supprimer puisqu'il contient plus de questions et que le taux d'erreur engendré demeure acceptable (autrement dit : demeure sous les 12 %).

Numéro de la question supprimée, selon notre numérotation	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)
2 questions		
14, 24	53	5,70 %
3 questions		
14, 24, 20	60	6,40 %
4 questions		
14, 24, 20, 18	86	9,20 %
14, 24, 20, 19	68	7,30 %
14, 24, 20, 9	92	9,80 %
14, 24, 20, 6	80	8,60 %
14, 24, 20, 25	149	16,00 %
5 questions		
14, 24, 20, 18, 19	54	5,80 %
14, 24, 20, 18, 11	129	13,80 %
14, 24, 20, 18, 9	129	13,80 %
14, 24, 20, 18, 6	60	6,40 %
14, 24, 20, 18, 25	179	19,22 %
6 questions		
14, 24, 20, 18, 19, 11	80	8,60 %
14, 24, 20, 18, 19, 9	77	8,20 %
14, 24, 20, 18, 19, 1	83	8,90 %
14, 24, 20, 18, 19, 25	128	13,70 %
7 questions		
14, 24, 20, 18, 19, 11, 9	122	13,10 %
14, 24, 20, 18, 19, 11, 6	60	6,40 %
14, 24, 20, 18, 19, 11, 21	165	17,70 %
14, 24, 20, 18, 19, 11, 23	65	7,00 %
8 questions		
14, 24, 20, 18, 19, 11, 9, 1	167	17,90 %
14, 24, 20, 18, 19, 11, 9, 25	214	23,00 %
14, 24, 20, 18, 19, 11, 9, 23	74	8,00 %
9 questions		
14, 24, 20, 18, 19, 11, 9, 1, 6	102	10,90 %
14, 24, 20, 18, 19, 11, 9, 1, 16	248	26,60 %

Tableau 8 : Résultats de la suppression de plusieurs questions SN avec un réseau de neurones monocouche.

4.2.4. Le réseau élémentaire de l'échelle Pensée-Sentiment (« Thinking-Feeling »)

TF

Le questionnaire de Briggs-Myers comporte 23 questions qui mesurent la préférence pensée ou sentiment (TF). Les résultats de l'expérience faite avec le réseau de neurones pour l'échelle TF sont présentés dans le tableau 9. La première ligne de données du

tableau montre que si nous ne supprimons pas de questions, le taux d'erreur est de 6 % (le réseau de neurones s'est trompé dans la mesure des préférences S ou N pour 55 individus parmi 931). La deuxième ligne montre que lorsque nous supprimons la première question, le taux d'erreur augmente à 32,7 %, ce qui montre l'importance de cette question dans la mesure des préférences de l'échelle TF. Toutefois, lorsque nous supprimons la dix-neuvième question, le taux d'erreur devient 5,7 % et indique que nous pouvons négliger cette question.

Numéro de la question dans le questionnaire de Myers-Briggs	Numéro de la question supprimée, selon notre numérotation	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)	Poids affecté par le réseau de neurones durant la phase d'apprentissage
	Aucune	55	6,00 %	
6	1	305	32,70 %	-2,1776
15	2	95	10,20 %	-0,80843
21	3	168	18 %	-1,057
28	4	104	11,10 %	-0,84541
30	5	259	27,80 %	1,5854
32	6	271	29,10 %	1,869
34	7	151	16,20 %	1,2966
36	8	127	13,60 %	1,04
38	9	178	19,10 %	-1,157
41	10	187	20,00 %	1,143
43	11	120	12,80 %	0,76204
45	12	105	11,20 %	0,54501
47	13	110	12 %	-0,70976
49	14	143	15,30 %	-0,95705
51	15	84	9,00 %	-0,54102
54	16	63	6,70 %	-0,23363
56	17	119	12,70 %	-0,81622
60	18	108	11,60 %	0,58767
70	19	53	5,70 %	-0,10256
73	20	177	19,00 %	-1,3286
87	21	81	8,70 %	-0,36265
92	22	125	13,40 %	-1,4865
94	23	88	9,40 %	-0,46661

Tableau 9 : Résultats de la suppression d'une question TF avec un réseau de neurones monocouche.

Le tableau 10 décrit les résultats de l'application de l'approche réseau de neurones monocouche sur l'échelle de préférences TF. En supprimant les huit questions (19, 16, 21, 23, 15, 12, 18, et 2), le réseau de neurones engendre un taux d'erreur de 13,80 %. La

suppression des sept questions (19, 16, 21, 23, 15, 12, 18) produit un taux d'erreur acceptable de 9,3 %. Nous n'avons pas trouvé de meilleur ensemble de questions à supprimer.

Numéro de la question supprimée	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)
2 questions		
19, 16	73	7,80 %
3 questions		
19, 16, 21	113	12,10 %
4 questions		
19, 16, 21, 23	172	18,40 %
19, 16, 21, 15	163	17,50 %
19, 16, 21, 12	61	6,50 %
19, 16, 21, 18	63	6,70 %
19, 16, 21, 4	190	20,40 %
5 questions		
19, 16, 21, 23, 15	233	25,00 %
19, 16, 21, 23, 12	96	10,30 %
19, 16, 21, 23, 18	97	10,40 %
6 questions		
19, 16, 21, 23, 15, 12	140	15,00 %
19, 16, 21, 23, 15, 18	138	14,80 %
7 questions		
19, 16, 21, 23, 15, 12, 18	87	9,30 %
19, 16, 21, 23, 15, 12, 2	224	24,00 %

Tableau 10 : Résultats de la suppression de plusieurs questions TF avec un réseau de neurones monocouche.

4.2.5. Le réseau élémentaire de l'échelle Jugement-Perception JP

Le questionnaire de Myers-Briggs comporte 23 questions qui mesurent la préférence jugement ou perception (JP). Les résultats de l'expérience faite avec le réseau de neurones pour l'échelle JP sont présentés dans le tableau 11. La première ligne de données du tableau montre que si aucune question n'est supprimée, le taux d'erreur est de 5 %, c'est-à-dire que le réseau de neurones se trompe dans la mesure des préférences J ou P pour 50 individus parmi 931. Les autres lignes indiquent les taux d'erreur si chaque question est supprimée individuellement. Par exemple, la deuxième ligne montre que lorsque nous supprimons la question 1, le taux d'erreur augmente à 19,1 %, ce qui montre l'importance de cette question pour l'échelle TF. Toutefois, lorsque nous supprimons la

treizième question, le taux d'erreur devient 5,1 % seulement, ce qui indique que nous pouvons négliger cette question.

Numéro de la question dans le questionnaire de Myers-Briggs	Numéro de la question supprimée	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)	Poids affecté par le réseau de neurones durant la phase d'apprentissage
	Aucune	50	5,00 %	
1	1	178	19,10 %	1,5226
4	2	100	10,70 %	0,58968
8	3	74	8,00 %	-0,64357
12	4	103	11,00 %	0,86607
14	5	100	10,70 %	0,86255
20	6	130	14,00 %	1,082
24	7	61	6,50 %	0,36677
27	8	199	21,30 %	1,8899
35	9	77	8,20 %	0,45574
39	10	108	11,60 %	0,91483
53	11	103	11,00 %	-0,82744
57	12	139	15,00 %	1,1817
59	13	48	5,10 %	-0,28452
62	14	137	14,70 %	1,2526
64	15	54	5,80 %	-0,39448
74	16	199	21,30 %	-1,4262
76	17	160	17,10 %	1,2529
78	18	49	5,20 %	-0,10744
82	19	153	16,40 %	-1,8226
84	20	67	7,20 %	0,40399
88	21	72	7,70 %	0,43912
93	22	63	6,70 %	0,3423
95	23	85	9,10 %	0,59075

Tableau 11 : Résultats de la suppression d'une question JP avec un réseau de neurones monocouche.

Les résultats de la suppression d'ensembles de plusieurs questions dans le réseau élémentaire JP monocouche sont présentés au tableau 12. Par exemple, en supprimant les huit questions (18, 13, 22, 7, 15, 20, 21 et 3), le taux d'erreur est de 6,80 %. La suppression des neuf questions (18, 13, 22, 7, 15, 20, 21, 9, 11) engendre un taux d'erreur de 8,9 %. Par contre, la suppression des dix questions (18, 13, 22, 7, 15, 20, 21, 9, 2, 11) produit un taux d'erreur de 15,20 %. La suppression des dix questions a engendré un taux d'erreur de plus de 15 %. Donc, en considérant le compromis souhaité de maximiser le nombre de questions à supprimer et de minimiser le taux d'erreur, nous pouvons

considérer que l'ensemble des neuf questions (18, 13, 22, 7, 15, 20, 21, 9, 11) est la meilleure combinaison à supprimer.

Numéro de la question supprimée	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)
2 questions		
18, 13	57	6,10 %
3 questions		
18, 13, 22	47	5 %
4 questions		
18, 13, 22, 7	64	6,80 %
18, 13, 22, 15	62	6,60 %
18, 13, 22, 21	76	8,10 %
18, 13, 22, 9	87	9,30 %
18, 13, 22, 11	118	12,60 %
5 questions		
18, 13, 22, 7, 15	54	5,80 %
18, 13, 22, 7, 20	92	9,80 %
18, 13, 22, 7, 21	92	9,80 %
18, 13, 22, 7, 4	130	14,00 %
18, 13, 22, 7, 10	130	14,00 %
6 questions		
18, 13, 22, 7, 15, 20	69	7,40 %
18, 13, 22, 7, 15, 21	71	7,60 %
18, 13, 22, 7, 15, 9	83	8,90 %
18, 13, 22, 7, 15, 11	129	13,80 %
7 questions		
18, 13, 22, 7, 15, 20, 21	99	10,60 %
18, 13, 22, 7, 15, 20, 3	68	7,30 %
18, 13, 22, 7, 15, 20, 11	90	9,60 %
18, 13, 22, 7, 15, 20, 10	138	14,80 %
8 questions		
18, 13, 22, 7, 15, 20, 21, 9	149	16,00 %
18, 13, 22, 7, 15, 20, 21, 3	64	6,80 %
18, 13, 22, 7, 15, 20, 21, 11	73	7,80 %
18, 13, 22, 7, 15, 20, 21, 10	180	19,30 %
9 questions		
18, 13, 22, 7, 15, 20, 21, 9, 11	83	8,90 %
18, 13, 22, 7, 15, 20, 21, 9, 10	227	24,40 %

Tableau 12 : Résultats de la suppression de plusieurs questions JP avec un réseau de neurones monocouche.

4.2.6. Le réseau de neurones global du type psychologique

Dans les sections 4.1.2, 4.1.3, 4.1.4 et 4.1.5, nous avons conçu un réseau de neurones élémentaire pour chaque échelle (EI, SN, TF et JP) afin de déterminer les préférences respectives de l'apprenant. De plus, sachant que le type psychologique est constitué de quatre préférences, nous avons choisi de concaténer ces quatre réseaux élémentaires en un seul réseau global. Comme présenté dans la figure 6, les entrées de ce nouveau réseau de neurones global sont les 92 questions originales de Myers-Briggs, et la couche de sortie est formée de quatre neurones représentant les quatre lettres formant le type psychologique. Notons que seulement les poids des questions concernant la sortie d'une échelle particulière sont non nuls. Les poids des autres questions sont mis à zéro.

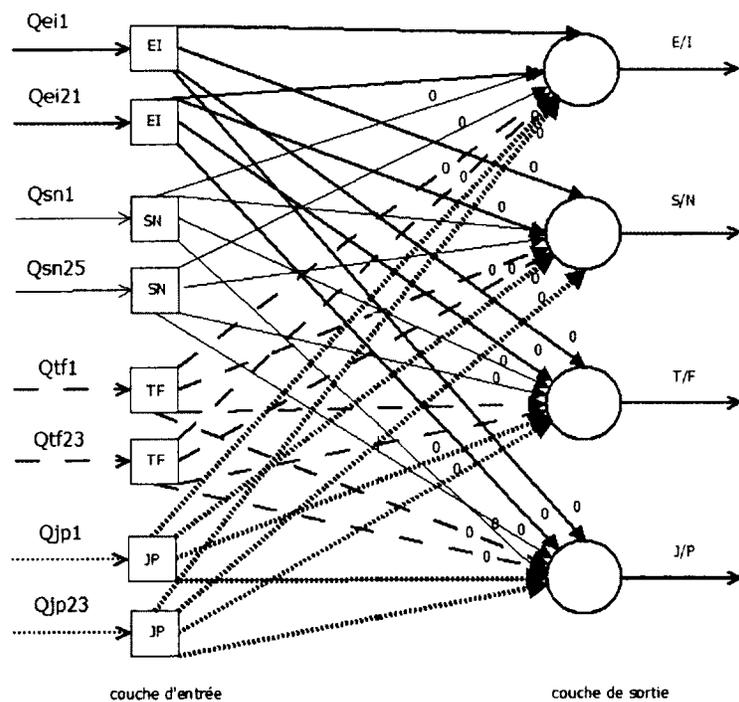


Figure 6 : Réseau global monocouche du type psychologique.

Nous avons mentionné au début de la section 3 (Explication de la méthodologie) qu'il y a trois questions qui sont ignorées dans le calcul du type psychologique. De plus, avec les quatre réseaux élémentaires réalisés précédemment, nous sommes arrivés à supprimer 32 questions en demeurant sous un seuil d'erreur acceptable. Ces 32 questions sont celles qui

ont été trouvées moins importantes dans les sections consacrées aux réseaux élémentaires des échelles.

Pour le réseau de neurones global groupant (concaténant) les quatre réseaux élémentaires ayant 32 questions supprimées, le taux d'erreur est acceptable tel qu'illustré au tableau 13. En effet, ce réseau de neurones ne se trompe pas dans la mesure des quatre préférences à la fois. De plus, le nombre de cas où le réseau de neurones se trompe dans la mesure de trois préférences parmi quatre est négligeable (0,7 %). De même, le taux d'erreur pour que le réseau de neurones se trompe en deux préférences sur quatre est faible (6,2 %), mais le taux d'erreur pour que le réseau se trompe sur une préférence parmi les quatre est de 29,8 %. Ce dernier cas signifie quand même que trois préférences sur quatre sont correctement identifiées mais qu'une seule est erronée, ce qui réduirait l'erreur effective.

Nombre des questions supprimées	Pourcentage d'échantillons erronés en 4 positions (4 préférences sont erronées)	Pourcentage d'échantillons erronés en 3 positions (3 préférences sont erronées)	Pourcentage d'échantillons erronés en 2 positions (2 préférences sont erronées)	Pourcentage d'échantillons erronés en une position (une seule préférence est erronée)
Aucune question supprimée.	0 %	0,1 %	2 %	15,9 %
32 questions supprimées.	0 %	0,5 %	6,22 %	29,8 %

Tableau 13 : Résultats de la suppression de plusieurs questions avec un réseau de neurones monocouche construit à partir des quatre réseaux élémentaires.

4.3. Étape des réseaux de neurones ayant une couche cachée

Les réseaux de neurones des échelles EI, SN, TF et JP que nous avons réalisés aux sections 4.1.2, 4.1.3, 4.1.4 et 4.1.5 sont des réseaux de neurones monocouche. Il est connu que ce type de réseaux sont des classificateurs linéaires, c'est-à-dire qu'ils tentent de trouver un hyperplan qui sépare deux classes de données dans l'espace défini par les attributs des vecteurs d'entrées. Une limite de ce type de réseaux est qu'ils ne peuvent correctement séparer les classes que lorsqu'elles sont linéairement séparables (Russell &

Norvig, 2010). La figure 7 présente la fonction ET logique, un exemple classique de ce phénomène de séparabilité linéaire. Les points noirs indiquent où la valeur de la fonction est 1 et les points blancs où la valeur de la fonction est 0.

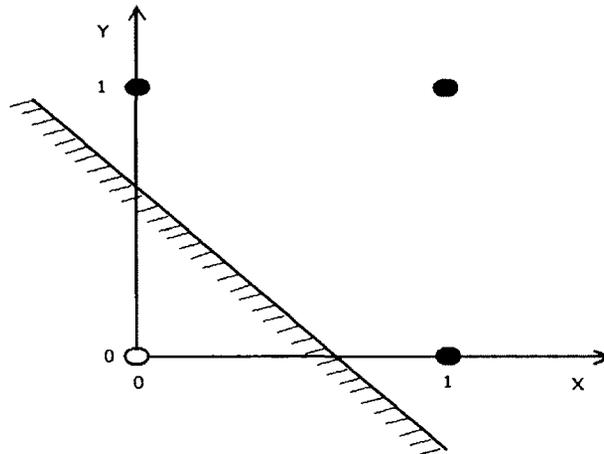


Figure 7 : Exemple de séparabilité linéaire de la fonction ET logique.

Pour pallier cette limite, une solution est d'ajouter une couche cachée au réseau tel qu'illustré à la figure 8. Les réseaux de neurones avec au moins une couche cachée sont reconnus comme étant des « approximateurs universels », c'est-à-dire qu'ils peuvent approximer pratiquement n'importe quelle fonction (si le nombre de neurones est suffisant et que les poids et les biais sont bien choisis) (Hornik, Stinchcombe, 1989, Funahashi, 1989, Cybenko, 1989). Nous avons donc tenté d'obtenir de meilleurs résultats en ajoutant une couche cachée aux quatre réseaux élémentaires correspondant aux échelles.

La prochaine étape consiste à construire un réseau de neurones avec couche cachée pour chaque échelle de préférences. Cette approche diffère de l'approche précédente par le critère du choix des questions à supprimer. En effet, l'approche par réseau de neurones monocouche utilise le critère du poids des questions, car ces poids sont uniques pour chaque lien entrée-sortie (lien question-préférence). Par contre, cette approche-ci utilise le critère du taux d'erreur, car le réseau à couche cachée n'a pas de connexions

« directes » – mais plutôt des connexions indirectes – entre entrée et sortie. Ainsi, nous supprimons les questions qui ont le taux d'erreur le plus faible afin de maximiser le nombre de questions retirées tout en minimisant le taux d'erreur. Il est important de noter que le changement du critère est motivé par le fait que l'utilisation des poids des questions avec l'approche par réseau de neurones avec couche cachée est compliquée, car il y a des poids reliant les entrées (questions) à la couche cachée et, d'autre part, des poids reliant la couche cachée à la couche de sortie (préférences).

La figure 8 montre un réseau de neurones avec une couche cachée. Ce diagramme a été emprunté du logiciel MATLAB utilisé lors de l'expérimentation.

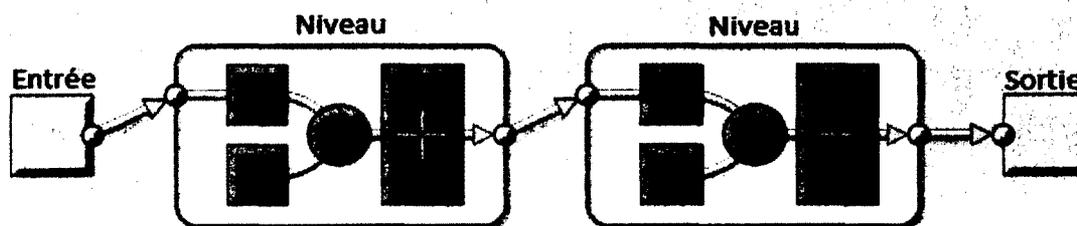


Figure 8 : Réseau de neurones avec couche cachée.

4.3.1. Paramètres des quatre réseaux élémentaires à couche cachée

Le nombre de neurones dans la couche de sortie des réseaux élémentaires est toujours un seul neurone correspondant à la préférence, et le nombre de neurones de la couche cachée dépend du réseau traité. Les autres paramètres restent les mêmes que pour les réseaux précédents (cf. section 4.2.1).

4.3.2. Le réseau de l'échelle de préférences EI (avec couche cachée)

Si l'utilité d'une couche cachée est connue, le nombre de neurones devant former cette couche est difficile à déterminer. Ceci nous impose aussi une approche par tâtonnement. Nous avons essayé d'ajouter différents nombres de neurones dans la couche cachée du réseau de l'échelle EI. Nous sommes arrivés à la conclusion que le meilleur résultat est obtenu avec deux neurones. Ensuite, nous avons supprimé chaque question

individuellement pour déterminer les questions importantes. Le tableau 14 montre les meilleurs résultats de ces essais.

Numéro de la question dans le questionnaire de Myers-Briggs	Numéro de la question supprimée	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)
	Aucune	38	4,00 %
3	1	185	19,80 %
7	2	179	19,20 %
10	3	128	13,70 %
13	4	48	5,10 %
16	5	120	12,80 %
19	6	180	19,30 %
23	7	145	15,50 %
26	8	73	7,80 %
31	9	142	15,20 %
37	10	114	12,20 %
40	11	48	5,10 %
55	12	61	6,50 %
66	13	136	14,60 %
68	14	48	5,10 %
72	15	79	8,50 %
75	16	149	16,00 %
77	17	84	9,00 %
79	18	117	12,50 %
81	19	82	8,80 %
86	20	152	16,30 %
90	21	182	19,50 %

Tableau 14 : Résultats de la suppression d'une question EI avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.

La première ligne de données montre que lorsque nous ne supprimons pas de questions, le réseau ne détermine pas correctement les préférences de 38 individus, ce qui donne un taux d'erreur de 4 %. Les lignes suivantes indiquent les résultats pour les autres questions. Par exemple, la suppression des questions numéro 4, 11 ou 14 produit un taux d'erreur de 5,1 %, ce qui indique qu'avec ce réseau ayant une couche cachée, ces questions ne sont pas très importantes pour l'échelle EI. Par contre, un taux d'erreur important (19,8 %) découle de la suppression de la première question, ce qui indique l'importance de cette question.

Par la suite, nous avons supprimé des combinaisons de plus en plus longues de questions. Ces questions sont choisies selon l'ordre inverse des taux d'erreur du tableau précédent (tableau 14), autrement dit les questions qui paraissent les moins importantes. Les questions sont combinées systématiquement dans cet ordre préférentiel. Le tableau 15 présente les résultats les plus significatifs pour différentes combinaisons.

Numéro de la question supprimée	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)
2 questions		
4, 11	69	7,40 %
3 questions		
4, 11, 14	60	6,40 %
4 questions		
4, 11, 14, 12	44	4,70 %
4, 11, 14, 8	53	5,70 %
4, 11, 14, 15	51	5,40 %
4, 11, 14, 19	52	5,50 %
4, 11, 14, 17	48	5,10 %
5 questions		
4, 11, 14, 12, 8	68	7,30 %
4, 11, 14, 12, 15	71	7,60 %
4, 11, 14, 12, 19	70	7,50 %
4, 11, 14, 12, 17	78	8,30 %
6 questions		
4, 11, 14, 12, 8, 15	121	13,00 %
4, 11, 14, 12, 8, 19	121	13,00 %
4, 11, 14, 12, 8, 17	125	13,40 %

Tableau 15 : Résultats de la suppression de plusieurs questions EI avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.

Par exemple, en enlevant les questions 4 et 11, le réseau de neurones ne détecte pas correctement les préférences de 69 individus, soit un taux d'erreur de 7,4 %. La suppression de l'ensemble des questions (4, 11, 14, 12) produit un taux d'erreur de 4,70 %. La suppression de l'ensemble des questions (4, 11, 14, 12, 8) engendre un taux d'erreur de 7,3 %, mais la suppression de l'ensemble (4, 11, 14, 12, 8, 15) produit un pourcentage d'erreur bien plus grand, soit 13,00 %. À l'observation de ces résultats, la combinaison qui offre le meilleur compromis entre un nombre maximal de questions supprimées et un taux d'erreur faible est l'ensemble de questions (4, 11, 14, 12, 8). Alternativement, nous pourrions éliminer les questions 15, 19 ou 17 au lieu de la question

8, sans trop engendrer d'erreurs additionnelles (tout en supprimant cinq questions pour ce réseau EI). La suppression de sept questions ou huit questions engendre un taux d'erreur dépassant les 17 % pour l'échelle EI.

4.3.3. Le réseau de l'échelle de préférences SN

Nous avons essayé, comme précédemment, le réseau de l'échelle SN avec différents nombres de neurones dans la couche cachée. Le meilleur nombre de neurones dans ce cas est 25 neurones dans la couche cachée. Le tableau 16 présente les résultats des expériences faites avec ce réseau pour la suppression de questions individuelles.

Numéro de la question dans le questionnaire de Myers-Briggs	Numéro de la question supprimée	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)
	Aucune	56	6,00 %
2	1	98	10,50 %
5	2	233	25,00 %
9	3	134	14,40 %
11	4	116	12,40 %
18	5	131	14,00 %
22	6	111	11,90 %
25	7	129	13,80 %
29	8	143	15,30 %
33	9	75	8,00 %
42	10	165	17,70 %
44	11	88	9,40 %
46	12	141	15,10 %
48	13	118	12,60 %
50	14	70	7,50 %
52	15	97	10,40 %
58	16	157	16,80 %
61	17	124	13,30 %
63	18	53	5,70 %
65	19	129	13,80 %
67	20	91	9,70 %
69	21	106	11,40 %
71	22	109	11,70 %
80	23	104	11,10 %
83	24	114	12,20 %
91	25	74	8,00 %

Tableau 16 : Résultats de la suppression d'une question SN avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.

La première ligne de données du tableau 16 montre que si nous utilisons le réseau avec toutes les questions de l'échelle SN, un taux d'erreur de 6 % se produit. Les autres lignes indiquent les taux d'erreur pour la suppression de chaque question. Par exemple, la suppression de la dix-huitième question (notre numérotation) résulte en un taux d'erreur de 5,7 %, ce qui indique que nous pouvons négliger cette question ; mais si nous enlevons la deuxième question, le taux d'erreur augmente jusqu'à 25 %, ce qui indique l'importance de cette question pour l'échelle SN.

Le tableau 17 présente les résultats obtenus après la suppression de différentes combinaisons de questions. Ces combinaisons sont obtenues, comme avant, à partir des questions moins importantes pour cette échelle selon le tableau précédent (tableau 16). Par exemple, en enlevant les questions 18 et 14, le réseau de neurones ne détecte pas correctement les préférences de 59 individus, soit un taux d'erreur de 6,3 %.

Numéro de la question supprimée	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)
2 questions		
18, 14	59	6,30 %
3 questions		
18, 14, 25	102	10,90 %
4 questions		
18, 14, 25, 9	146	15,60 %
18, 14, 25, 23	100	10,70 %
18, 14, 25, 22	188	20,20 %
18, 14, 25, 24	90	9,60 %
5 questions		
18, 14, 25, 9, 11	213	22,80 %
18, 14, 25, 9, 23	120	12,80 %
18, 14, 25, 9, 24	85	9,10 %

Tableau 17 : Résultats de la suppression de plusieurs questions SN avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.

À partir des résultats du tableau, nous concluons que la combinaison de questions qui offre le meilleur compromis entre la maximisation du nombre de questions retirées et la minimisation du taux d'erreur est l'ensemble (18, 14, 25, 9, 24) qui donne un taux d'erreur de 9,1 %.

4.3.4. Le réseau de l'échelle de préférences TF

Nous avons procédé pour le réseau TF de la même façon que pour les autres réseaux d'échelles à couche cachée. Nous avons essayé différents nombres de neurones dans la couche cachée et nous avons trouvé que le meilleur nombre de neurones dans cette couche pour le réseau de l'échelle TF est de deux neurones. Les tableaux 18 et 19 suivants montrent les résultats des différentes expériences réalisées sur les questions de l'échelle TF. La première ligne de données du tableau 18 montre que lorsque nous testons le réseau avec toutes les questions de l'échelle TF, un taux d'erreur de 4,8 % est obtenu.

Numéro de la question dans le questionnaire de Myers-Briggs	Numéro de la question supprimée	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)
	Aucune	45	4,80 %
6	1	312	33,50 %
15	2	109	11,70 %
21	3	177	19 %
28	4	76	8,10 %
30	5	239	25,60 %
32	6	290	31,10 %
34	7	89	9,50 %
36	8	113	12,10 %
38	9	146	15,60 %
41	10	139	15,00 %
43	11	148	15,90 %
45	12	102	11,00 %
47	13	163	18 %
49	14	151	16,20 %
51	15	65	7,00 %
54	16	64	6,90 %
56	17	92	9,80 %
60	18	84	9,00 %
70	19	59	6,30 %
73	20	195	20,90 %
87	21	79	8,50 %
92	22	81	8,70 %
94	23	87	9,30 %

Tableau 18 : Résultats de la suppression d'une question TF avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.

Les différentes combinaisons de questions à supprimer sont présentées dans le tableau 19 suivant. Par exemple, la suppression des questions 16 et 19 produit un taux d'erreur de

7,8 %. En appliquant l'approche de réseau de neurones avec une couche cachée, nous constatons que la meilleure combinaison ici est celle des dix questions (19, 16, 15, 4, 21, 22, 18, 23, 7, 12), produisant un taux d'erreur de 11,2 %.

Numéros des questions supprimées	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)
2 questions		
19, 16	73	7,80 %
3 questions		
19, 16, 15	101	10,80 %
4 questions		
19, 16, 15, 4	145	15,50 %
19, 16, 15, 18	61	6,50 %
19, 16, 15, 7	67	7,20 %
19, 16, 15, 12	58	6,20 %
5 questions		
19, 16, 15, 4, 21	197	21,10 %
19, 16, 15, 4, 7	87	9,30 %
19, 16, 15, 4, 12	81	8,70 %
19, 16, 15, 4, 2	247	26,50 %
6 questions		
19, 16, 15, 4, 21, 22	263	28,20 %
19, 16, 15, 4, 21, 18	124	13,30 %
19, 16, 15, 4, 21, 7	115	12,30 %
19, 16, 15, 4, 21, 12	119	12,80 %
19, 16, 15, 4, 21, 2	292	31,30 %
7 questions		
19, 16, 15, 4, 21, 22, 18	193	20,70 %
19, 16, 15, 4, 21, 22, 23	322	34,60 %
19, 16, 15, 4, 21, 22, 7	175	18,80 %
19, 16, 15, 4, 21, 22, 2	340	36,50 %
8 questions		
19, 16, 15, 4, 21, 22, 18, 7	108	11,60 %
19, 16, 15, 4, 21, 22, 18, 12	108	11,60 %
19, 16, 15, 4, 21, 22, 18, 2	288	30,90 %
9 questions		
19, 16, 15, 4, 21, 22, 18, 23, 12	179	19,20 %
19, 16, 15, 4, 21, 22, 18, 23, 2	353	37,90 %
10 questions		
19, 16, 15, 4, 21, 22, 18, 23, 7, 12	105	11,20 %
19, 16, 15, 4, 21, 22, 18, 23, 7, 2	292	31,30 %

Tableau 19 : Résultats de la suppression de plusieurs questions TF avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.

4.3.5. Le réseau de l'échelle de préférences JP

Nous avons continué nos étapes d'expérimentation avec le réseau de l'échelle JP. Le meilleur nombre de neurones de la couche cachée que nous avons choisi après plusieurs essais est de deux neurones. Les tableaux 20 et 21 montrent les résultats des différentes expériences réalisées sur les questions de l'échelle JP. La première ligne de données du tableau 20 montre que lorsque nous essayons le réseau avec toutes les questions de l'échelle JP, un taux d'erreur de 5 % se produit. Les lignes suivantes du tableau indiquent les taux d'erreur pour la suppression de chaque question individuellement. Par exemple, lorsque nous supprimons la treizième question (selon notre numérotation), le taux d'erreur reste inchangé (5 %), mais la suppression de la seizième question produit un taux d'erreur élevé (19,5 %), ce qui montre l'importance de cette question pour l'échelle JP.

Numéro de la question dans le questionnaire de Myers-Briggs	Numéro de la question supprimée	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)
	Aucune	47	5,00 %
1	1	157	16,80 %
4	2	143	15,30 %
8	3	78	8,30 %
12	4	143	15,30 %
14	5	114	12,20 %
20	6	122	13,10 %
24	7	62	6,60 %
27	8	139	15,00 %
35	9	115	12,30 %
39	10	128	13,70 %
53	11	101	10,80 %
57	12	132	14,10 %
59	13	46	5,00 %
62	14	155	16,60 %
64	15	53	5,70 %
74	16	182	19,50 %
76	17	134	14,40 %
78	18	52	5,60 %
82	19	150	16,10 %
84	20	84	9,00 %
88	21	74	8,00 %
93	22	74	8,00 %
95	23	87	9,30 %

Tableau 20 : Résultats de la suppression d'une question JP avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.

Le tableau 21 présente les différentes combinaisons de questions à supprimer qui ont été testées. Par exemple, la suppression des questions 13 et 18 produit un taux d'erreur de 6,3 %. À partir des résultats de cette table, il est conclu que la meilleure combinaison est celle des 11 questions (13, 18, 15, 7, 21, 22, 3, 20, 23, 11, 9), qui donne un taux d'erreur de 11,60 %.

Numéros des questions supprimées	Nombre d'échantillons mal classifiés (erronés)	Pourcentage d'échantillons mal classifiés (erronés)
2 questions		
13, 18	59	6,30 %
3 questions		
13, 18, 15	99	10,60 %
4 questions		
13, 18, 15, 7	79	8,40 %
5 questions		
13, 18, 15, 7, 21	57	6,10 %
6 questions		
13, 18, 15, 7, 21, 22	66	7,00 %
13, 18, 15, 7, 21, 20	61	6,50 %
13, 18, 15, 7, 21, 23	70	7,50 %
13, 18, 15, 7, 21, 9	79	8,50 %
7 questions		
13, 18, 15, 7, 21, 22, 3	68	7,30 %
13, 18, 15, 7, 21, 22, 20	85	9,10 %
13, 18, 15, 7, 21, 22, 23	100	10,70 %
13, 18, 15, 7, 21, 22, 5	142	15,20 %
8 questions		
13, 18, 15, 7, 21, 22, 3, 20	59	6,30 %
13, 18, 15, 7, 21, 22, 3, 23	67	7,20 %
13, 18, 15, 7, 21, 22, 3, 11	172	18,50 %
9 questions		
13, 18, 15, 7, 21, 22, 3, 20, 23	103	11,00 %
13, 18, 15, 7, 21, 22, 3, 20, 5	148	15,90 %
13, 18, 15, 7, 21, 22, 3, 20, 9	138	14,80 %
10 questions		
13, 18, 15, 7, 21, 22, 3, 20, 23, 11	92	9,80 %
13, 18, 15, 7, 21, 22, 3, 20, 23, 11, 5, 9	228	24,50 %

Tableau 21 : Résultats de la suppression de plusieurs questions JP avec un réseau de neurones ayant une couche cachée.

4.3.6. Le réseau de neurones global du type psychologique ayant une couche cachée

Nous avons suivi le même cheminement que pour le réseau monocouche. Le but de cette étape est de construire un réseau global (ayant une couche cachée) afin de reconnaître le type psychologique. Nous avons construit un réseau global en regroupant (concaténant) les réseaux élémentaires construits pour chaque échelle, soit EI, SN, TF et JP. Son architecture est illustrée à la figure 9. Les 92 réponses aux questions sont présentées à l'entrée du réseau global. Le nombre de neurones dans la couche cachée est la somme des neurones des couches cachées de chaque réseau élémentaire, pour un total de 31 neurones. La couche de sortie contient quatre neurones représentant les quatre lettres du type psychologique.

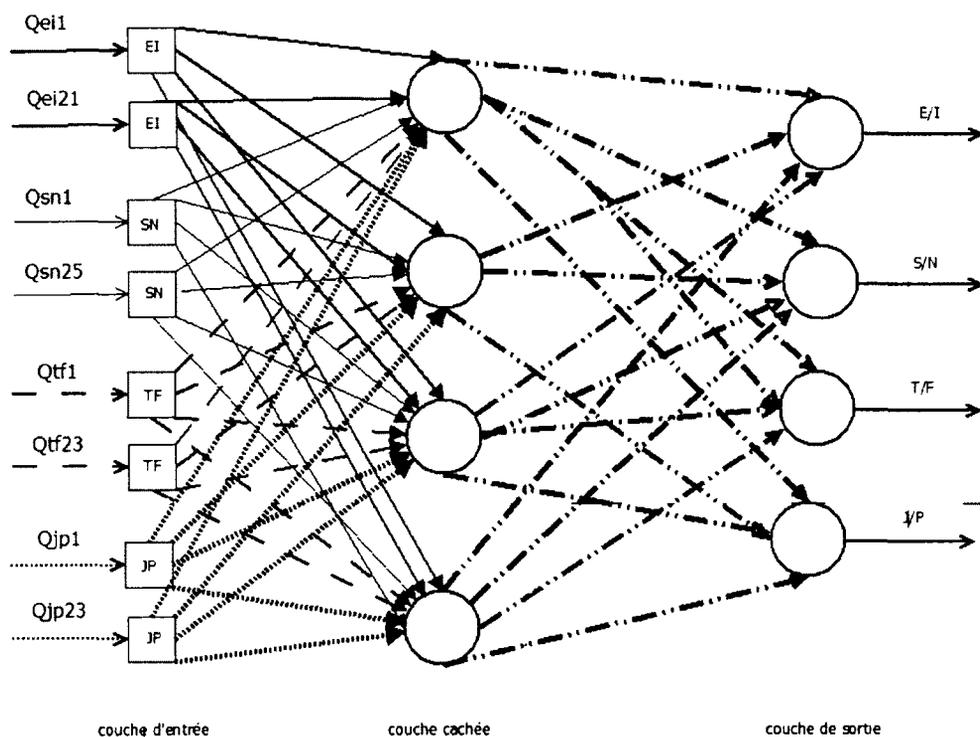


Figure 9 : Réseau global du type psychologique ayant une couche cachée.

La figure 9 ne contient pas toutes les entrées ou tous les neurones cachés, ceci afin de simplifier le diagramme. Par exemple, nous avons mis la première et la dernière entrée de l'échelle EI (flèches en gras) ; la première et dernière question de l'échelle SN (flèches simples) ; et de même pour les échelles TF et JP. Seulement quatre des 31 neurones cachés sont indiqués. Rappelons que seuls les poids des questions et des neurones cachés

relatifs à une préférence en particulier sont non nuls, les autres étant mis à zéro pour refléter le fait qu'ils n'influencent pas le choix de cette échelle de préférences.

Le tableau 22 montre que la suppression des 31 questions retenues n'entraîne pas une perte d'information majeure. En effet, le réseau de neurones ne se trompe jamais sur les quatre préférences à la fois. De plus, le taux d'erreur pour que le réseau de neurones se trompe dans la mesure de trois préférences parmi les quatre est négligeable (0,7 %). De même, le taux d'erreur pour que le réseau de neurones se trompe sur deux préférences sur quatre est faible (4,9 %). Par contre, le taux d'erreur pour que le réseau ne détermine pas correctement une préférence parmi les quatre est de 27,1 %. Ce taux peut paraître élevé, mais rappelons que dans ce dernier cas, trois préférences sont quand même correctement identifiées et qu'une seule ne l'est pas. Ceci termine toutes les étapes de notre expérimentation avec les réseaux de neurones artificiels.

Nombre de questions supprimées	Pourcentage d'échantillons erronés en 4 positions (4 préférences sont erronées)	Pourcentage d'échantillons erronés en 3 positions (3 préférences sont erronées)	Pourcentage d'échantillons erronés en 2 positions (2 préférences sont erronées)	Pourcentage d'échantillons erronés en une position (une seule préférence est erronée)
Aucune question supprimée.	0 %	0,2 %	1,7 %	15,9 %
31 questions supprimées.	0 %	0,7 %	4,9 %	27,1 %

Tableau 22 : Suppression d'un ensemble de questions avec un réseau de neurones ayant une couche cachée construit à partir des quatre sous-réseaux.

Résumons notre travail des sections précédentes avec ces réseaux. Nous avons créé des réseaux de neurones pour déterminer directement le type psychologique de l'apprenant en fournissant en entrée les réponses aux 92 questions de Myers-Briggs. Ensuite, nous avons varié le nombre de neurones dans la couche cachée et la couche de sortie. Aussi, nous avons construit des réseaux de neurones (avec et sans couche cachée) pour chaque échelle. Nous avons regroupé, par la suite, ces réseaux pour chaque échelle en un réseau de neurones global (avec ou sans couche cachée). Rappelons que nous avons pu supprimer 32 questions pour le réseau global monocouche, avec les taux d'erreur suivants : un pourcentage d'erreur nul pour que les quatre préférences soient erronées, un

taux d'erreur de 0,5 % pour que trois préférences soient erronées, un pourcentage d'erreur de 6,22 % pour que deux préférences soient erronées et un taux d'erreur de 29,8 % pour qu'une seule préférence soit erronée. Nous avons pu supprimer 31 questions avec le réseau global ayant une couche cachée. Les pourcentages d'erreur sont les suivants : un taux d'erreur nul pour que les quatre préférences soient erronées en même temps, un taux d'erreur de 0,7 % pour que trois préférences soient erronées en même temps, un taux d'erreur de 4,9 % pour que deux préférences soient erronées et un pourcentage d'erreur de 27,1 % pour qu'une seule préférence soit erronée. Rappelons aussi que dans ce dernier cas, trois des quatre préférences sont correctement reconnues.

5. Approche par arbres de décision

L'induction d'arbre de décision (AD) est l'une des formes d'apprentissage artificiel les plus simples et les plus efficaces (Russell et Norvig, 2010). L'arbre de décision représente une fonction qui reçoit un vecteur de valeurs d'attributs en entrée et renvoie une valeur de sortie. Les valeurs d'entrée et de sortie peuvent être discrètes ou continues. Dans notre cas, les valeurs d'entrée sont discrètes et représentent les réponses aux questions (choix multiples), tandis que la valeur de sortie est booléenne, selon que l'individu appartient ou non à la classe (type psychologique) souhaitée.

L'arbre de décision (AD) calcule sa sortie (prend sa décision) en effectuant une série de tests. Chaque nœud interne de l'arbre correspond à l'un de ces tests sur les valeurs des attributs reçus en entrées, soit les questions Q_i dans notre cas. Les branches correspondent aux valeurs possibles de l'attribut, soit les réponses R_i . Chaque feuille de l'arbre donne la valeur de la décision, qu'elle soit positive ou négative (*oui* ou *non*). Plusieurs modes d'emploi d'appareils ou de voitures sont écrits comme un énorme arbre de décision sur plusieurs pages (Russell et Norvig, 2010, p 740).

Un arbre de décision booléen équivaut logiquement à affirmer que le but est vrai si et seulement si les attributs à l'entrée satisfont un chemin menant à une feuille ayant la valeur vrai :

$$\text{But} \Leftrightarrow (\text{chemin}_1 \vee \text{chemin}_2 \vee \dots)$$

Chaque chemin est une conjonction entre les tests sur les valeurs des attributs :

$$\text{Chemin} = (Q_1 = R_1 \wedge Q_2 = R_2 \wedge \dots)$$

Ceci signifie qu'un arbre de décision peut représenter toute formule de logique propositionnelle, mais malheureusement, la taille des arbres peut croître très rapidement. Pour un problème à n attributs, il existe 2^{2^n} arbres différents (Russell et Norvig, 2010, p 743). Il est possible de pallier cette explosion en cherchant un petit arbre cohérent au lieu de chercher *le plus petit* arbre cohérent. On utilise alors une approche heuristique vorace simple. L'idée est de trouver et de tester chaque fois l'attribut le plus important et le plus discriminant, c'est-à-dire qui sépare les individus en exemples positifs et négatifs. On termine si les exemples restants sont tous positifs (ou tous négatifs), sinon on répète l'opération récursivement en trouvant le prochain attribut le plus discriminant.

Il est possible d'évaluer la précision d'un algorithme d'apprentissage en établissant sa courbe d'apprentissage. La figure 10 montre un exemple d'une courbe d'apprentissage d'un arbre de décision avec 100 exemples générés aléatoirement.

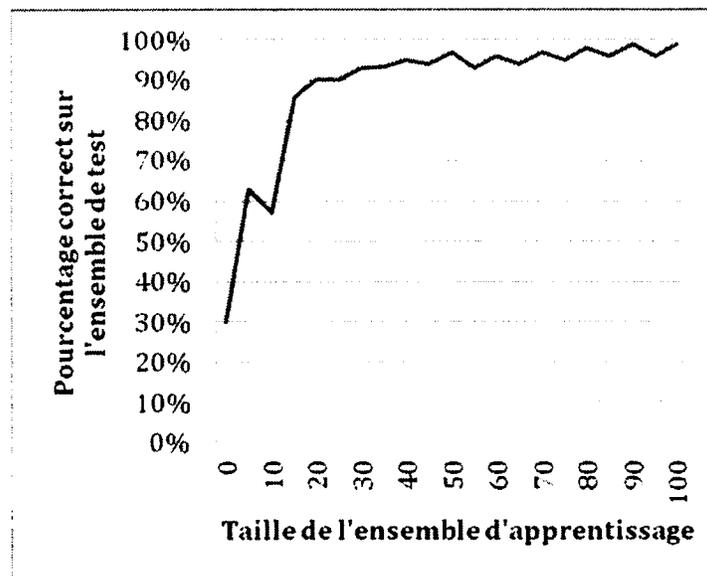


Figure 10 : Exemple de courbe d'apprentissage d'un arbre de décision.

Les résultats obtenus avec les réseaux de neurones peuvent être considérés excellents, mais deux questions importantes demeurent : (1) serait-il possible d'obtenir de meilleurs résultats avec une autre approche de classification, par exemple les arbres de décision ?

(2) les résultats obtenus avec une autre approche confirmeraient-ils les résultats obtenus avec les réseaux de neurones ?

Pour répondre à ces questions, nous avons répété la méthodologie en utilisant les arbres de décision. Nous avons créé en premier lieu un modèle d'arbre de décision utilisant toutes les questions pour déterminer le type psychologique de l'apprenant. La première ligne de données du tableau 23 montre qu'en fournissant toutes les 92 réponses aux questions de Myers-Briggs, ce modèle peut prédire le type psychologique avec un taux d'erreur de :

- 0,64 % pour que les quatre préférences soient erronées,
- 4,29 % pour que trois préférences soient erronées,
- 20,3 % pour que deux préférences soient erronées,
- 42,10 % pour qu'une seule préférence soit erronée.

Vu que les taux d'erreur de ce modèle sont importants, nous avons procédé d'une manière aléatoire pour supprimer des ensembles de 10, 20, 30 et 40 questions. Le tableau 23 montre que les taux d'erreur engendrés lors des suppressions de ces ensembles de questions s'élevant à plus de 38.8 %, restent élevés. Nous avons, donc, appliqué une approche semblable à celle utilisée pour tester les réseaux de neurones, soit celle d'examiner les échelles séparément.

Nombre de questions supprimées	Nombre d'échantillons erronés en 4 positions (4 préférences sont erronées)	Nombre d'échantillons erronés en 3 positions (3 préférences sont erronées)	Nombre d'échantillons erronés en 2 positions (2 préférences sont erronées)	Nombre d'échantillons erronés en une position (une seule préférence est erronée)
0	0,64 %	4,29 %	20,30 %	42,10 %
10	2,14 %	13,64 %	28,46 %	39,09 %
20	0,42 %	6,12 %	26,96 %	40,92 %
30	0,75 %	6,76 %	23,63 %	41,46 %
40	1,07 %	10,95 %	29 %	38,88 %

Tableau 23 : Résultats du modèle d'arbre de décision utilisé pour tester l'effet de la suppression de questions.

Nous avons créé des arbres de décision pour chaque échelle. Ensuite, nous avons cherché les pourcentages d'erreur engendrés par la suppression d'une seule question à la fois. Enfin, nous avons combiné les questions ayant les taux d'erreur les plus faibles afin de

trouver le meilleur ensemble de questions à enlever pour chaque échelle de préférences, c'est-à-dire l'ensemble de questions qui minimise à la fois le taux d'erreur et maximise le nombre de questions retirées.

5.1. Arbre de décision pour l'échelle de préférences EI

Le tableau 24 montre l'erreur obtenue lors de l'omission d'une seule question à la fois parmi l'ensemble des questions de l'échelle EI. La première ligne de données du tableau démontre qu'en fournissant les réponses à toutes les questions de l'échelle EI, l'arbre de décision prédit la préférence recherchée avec un taux d'erreur de 11,49 %.

Numéro de la question supprimée	Nombre d'échantillons erronés	Pourcentage d'échantillons erronés
Aucune	107	11,49 %
1	141	15,14 %
2	109	11,7 %
3	108	11,6 %
4	106	11,38 %
5	117	12,56 %
6	145	15,57 %
7	149	16 %
8	114	12,24 %
9	118	12,67 %
10	111	11,92 %
11	111	11,92 %
12	109	11,70 %
13	106	11,38 %
14	106	11,38 %
15	113	12,13 %
16	127	13,64 %
17	106	11,38 %
18	116	12,45 %
19	109	11,70 %
20	111	11,92 %
21	116	12,45 %

Tableau 24 : Résultats de la suppression d'une question EI avec un modèle d'arbre de décision.

On peut remarquer dans le tableau 24 qu'en éliminant la question numéro 7, l'erreur croît à 16 %, ce qui montre l'importance de cette question dans la détermination de la préférence extraversion ou introversion. Nous avons sélectionné, comme auparavant, les

questions produisant le moindre taux d'erreur pour engendrer les groupements de questions à éliminer.

Nous entamons maintenant l'élimination de combinaisons de plus en plus longues de questions dans l'arbre de décision de l'échelle de préférences EI. Pour ce faire, nous devons déterminer parmi les questions reliées à cette échelle de préférences le sous-ensemble de sept questions qui minimise le taux d'erreur. Le sous-ensemble recherché doit contenir sept questions, puisque le meilleur ensemble de questions généré par réseaux de neurones pour cette échelle, obtenu par réseau monocouche, contenait sept questions à supprimer avec un taux d'erreur de 8,3 %. Nous pouvons constater dans le tableau 25 que l'approche par arbre de décision engendre un taux d'erreur de 12,78 % lorsque nous retirons les sept questions ayant les moindres taux d'erreur individuels, soit l'ensemble de questions (17, 14, 13, 4, 3, 2, 11).

Pour tester la validité de nos résultats obtenus par l'utilisation des réseaux de neurones avec et sans couche cachée pour cette échelle, nous appliquons l'approche par arbre de décision aux ensembles précis de questions générés par ces réseaux, soit (4, 11, 14, 12, 8) et (4, 11, 12, 14, 19, 10, 17) respectivement. Nous obtenons alors des taux d'erreur respectifs de 13,64 % et 12,67 %. Ces taux d'erreur sont comparables au meilleur taux généré par l'arbre de décision qui était de 12,78 %. Ceci confirme la validité de notre approche par réseau de neurones. De plus, la comparaison des trois ensembles de questions (17, 14, 13, 4, 3, 2, 11), (4, 11, 14, 12, 8) et (4, 11, 12, 14, 19, 10, 17) montre qu'ils ont un nombre significatif de questions en commun.

Nous soulignons que l'approche par arbre de décision pour l'échelle EI n'a pas donné de résultats meilleurs que ceux par réseaux de neurones. L'arbre de décision ici a produit un taux d'erreur de 12,78 % lorsqu'il a choisi sept questions à éliminer, et a obtenu des taux d'erreur de 13,64 % et 12,67 % lorsqu'il a reçu les questions suggérées pour élimination par les réseaux de neurones EI. Or, la méthode par réseau de neurones monocouche a donné un taux d'erreur de seulement 8,3 %, et celui avec couche cachée, un taux d'erreur de 7,8 %.

Numéros des questions supprimées	Nombre d'échantillons erronés	Pourcentage d'échantillons erronés
2 questions		
17, 14	107	11,49 %
17, 13	107	11,49 %
17, 4	107	11,49 %
3 questions		
17, 14, 13	107	11,49 %
17, 14, 4	107	11,49 %
17, 14, 3	109	11,70 %
4 questions		
17, 14, 13, 4	107	11,49 %
17, 14, 13, 3	109	11,70 %
17, 14, 13, 2	111	11,92 %
5 questions		
17, 14, 13, 4, 3	109	11,70 %
17, 14, 13, 4, 2	111	11,92 %
17, 14, 13, 4, 11	114	12,24 %
6 questions		
17, 14, 13, 4, 3, 2	115	12,35 %
17, 14, 13, 4, 3, 11	114	12,24 %
7 questions		
17, 14, 13, 4, 3, 2, 11	119	12,78 %

Tableau 25 : Résultats de la suppression de plusieurs questions EI avec un modèle d'arbre de décision.

5.2. Arbre de décision pour l'échelle de préférences SN

Le tableau 26 montre l'erreur obtenue lors de l'omission de chaque question de l'ensemble de questions de l'échelle SN. Ce tableau montre sur la première ligne de données le nombre d'erreurs (111) et le taux d'erreur (11,92 %) de cet arbre lorsque aucune question n'est supprimée.

La suppression de la question numéro 11 produit un taux d'erreur de 11,38 %, ce qui indique qu'on peut négliger son importance dans le processus de prédiction de la préférence. Par contre, la suppression de la question numéro 17 produit un taux d'erreur de 19,97 %, ce qui montre son importance. Nous avons sélectionné, comme auparavant, les questions produisant le moindre taux d'erreur pour engendrer les groupements de questions à éliminer.

Numéro de la question supprimée	Nombre d'échantillons erronés	Pourcentage d'échantillons erronés
Aucune	111	11,92 %
1	116	12,45 %
2	136	14,60 %
3	122	13,10 %
4	113	12,13 %
5	169	18,15 %
6	130	13,96 %
7	145	15,57 %
8	134	14,39 %
9	119	12,78 %
10	122	13,10 %
11	106	11,38 %
12	138	14,82 %
13	114	12,24 %
14	125	13,42 %
15	114	12,24 %
16	124	13,31 %
17	186	19,97 %
18	116	12,45 %
19	112	12 %
20	111	11,92 %
21	113	12,13 %
22	120	12,88 %
23	109	11,70 %
24	113	12,13 %
25	116	12,45 %

Tableau 26 : Résultats de la suppression d'une question SN avec un modèle d'arbre de décision.

Nous entamons maintenant l'élimination de combinaisons de questions dans l'arbre de décision de l'échelle de préférences SN. Pour ce faire, nous devons déterminer parmi les questions reliées à cette échelle de préférences le sous-ensemble de neuf questions qui minimise le taux d'erreur. Le sous-ensemble recherché doit contenir neuf questions puisque le meilleur ensemble de questions généré par un réseau de neurones monocouche en contenait neuf avec un taux d'erreur de 10,9 %. Nous pouvons constater dans le tableau 27 que l'approche par arbre de décision engendre un taux d'erreur de 13,21 % lorsque nous retirons les neuf questions ayant les moindres taux d'erreur individuels, soit l'ensemble de questions (11, 23, 20, 19, 21, 24, 14, 15, 18) ou (11, 23, 20, 19, 21, 24, 14, 15, 13).

Numéros des questions supprimées	Nombre d'échantillons erronés	Pourcentage d'échantillons erronés
2 questions		
11, 23	106	11,38 %
11, 20	107	11,49 %
11, 19	107	11,49 %
3 questions		
11, 23, 20	106	11,38 %
11, 23, 19	106	11,38 %
11, 23, 21	107	11,49 %
4 questions		
11, 23, 20, 19	106	11,38 %
11, 23, 20, 21	107	11,49 %
11, 23, 20, 24	108	11,6 %
5 questions		
11, 23, 20, 19, 21	107	11,49 %
11, 23, 20, 19, 24	108	11,6 %
11, 23, 20, 19, 14	118	12,67 %
6 questions		
11, 23, 20, 19, 21, 24	109	11,7 %
11, 23, 20, 19, 21, 14	119	12,78 %
11, 23, 20, 19, 21, 15	106	11,38 %
7 questions		
11, 23, 20, 19, 21, 24, 14	120	12,88 %
11, 23, 20, 19, 21, 24, 15	106	11,38 %
11, 23, 20, 19, 21, 24, 13	109	11,70 %
11, 23, 20, 19, 21, 24, 1	113	12,13 %
8 questions		
11, 23, 20, 19, 21, 24, 14, 15	126	13,53 %
11, 23, 20, 19, 21, 24, 14, 13	122	13,10 %
11, 23, 20, 19, 21, 24, 14, 1	129	13,85 %
9 questions		
11, 23, 20, 19, 21, 24, 14, 15, 13	123	13,21 %
11, 23, 20, 19, 21, 24, 14, 15, 18	123	13,21 %

Tableau 27 : Résultats de la suppression de plusieurs questions SN avec un modèle d'arbre de décision.

Pour tester la validité de nos résultats obtenus par l'utilisation des réseaux de neurones avec et sans couche cachée pour cette échelle, nous appliquons l'approche par arbre de décision aux ensembles de questions générés par ces réseaux, soit (18, 14, 25, 9, 24) et (14, 24, 20, 18, 19, 11, 9, 1, 6) respectivement. Nous obtenons alors des taux d'erreur respectifs de 15,14 % et 13,85 %. Ces taux d'erreur sont comparables au meilleur taux généré par l'arbre de décision, qui était de 13,21 %. Ceci confirme la validité de notre approche par réseau. De plus, la comparaison des trois ensembles de questions (11, 23,

20, 19, 21, 24, 14, 15, 18), (18, 14, 25, 9, 24) et (14, 24, 20, 18, 19, 11, 9, 1, 6) montre qu'ils ont un nombre significatif de questions en commun.

Nous soulignons que l'approche par arbre de décision pour l'échelle SN n'a pas donné de résultats meilleurs que ceux par réseaux de neurones. L'arbre de décision ici a produit un taux d'erreur de 13,21 % lorsqu'il a choisi neuf questions à éliminer, et a obtenu des taux d'erreur de 15,14 % et 13,85 % lorsqu'il a reçu les questions suggérées pour élimination par les réseaux de neurones SN. Or, la méthode par réseau de neurones monocouche a donné un taux d'erreur de seulement 10,9 %, et celui avec couche cachée a produit un taux d'erreur de 9,1 %.

5.3. Arbre de décision pour l'échelle de préférences TF

Le tableau 28 montre les résultats de l'arbre de décision pour l'échelle de préférences TF.

Numéro de la question supprimée	Nombre d'échantillons erronés	Pourcentage d'échantillons erronés
Aucune	157	16,86 %
1	248	26,63 %
2	155	16,64 %
3	201	21,58 %
4	159	17 %
5	203	21,80 %
6	222	23,84 %
7	163	17,50 %
8	153	16,43 %
9	162	17,40 %
10	166	17,83 %
11	171	18,36 %
12	172	18,47 %
13	158	16,97 %
14	174	18,68 %
15	162	17,40 %
16	155	16,64 %
17	156	16,75 %
18	179	19,22 %
19	158	16,97 %
20	163	17,50 %
21	153	16,43 %
22	153	16,43 %
23	162	17,40 %

Tableau 28 : Résultats de la suppression d'une question TF avec un modèle d'arbre de décision.

La première ligne de données du tableau montre le nombre d'erreurs (157) et le taux d'erreur (16,86 %) de cet arbre lorsque aucune question n'est supprimée. Les autres lignes montrent l'erreur obtenue lors de l'omission de chacune des questions de l'échelle TF. Nous avons sélectionné, comme auparavant, les questions produisant le moindre taux d'erreur pour engendrer les groupements de questions à éliminer.

Nous entamons maintenant le processus d'élimination de combinaisons de questions dans l'arbre de décision de l'échelle de préférences TF. Pour ce faire, nous devons déterminer parmi les questions reliées à cette échelle de préférences le sous-ensemble de sept questions qui minimise le taux d'erreur. Le tableau 29 montre ces résultats.

Numéros des questions supprimées	Nombre d'échantillons erronés	Pourcentage d'échantillons erronés
2 questions		
8, 21	150	16,11 %
8, 22	150	16,11 %
8, 2	151	16,21 %
3 questions		
8, 21, 22	151	16,21 %
8, 21, 2	151	16,21 %
8, 21, 16	151	16,21 %
4 questions		
8, 21, 22, 2	151	16,21 %
8, 21, 22, 16	152	16,32 %
8, 21, 22, 17	153	16,43 %
5 questions		
8, 21, 22, 2, 16	151	16,21 %
8, 21, 22, 2, 17	152	16,32 %
8, 21, 22, 2, 13	155	16,64 %
6 questions		
8, 21, 22, 2, 16, 17	152	16,32 %
8, 21, 22, 2, 16, 13	155	16,64 %
8, 21, 22, 2, 16, 19	156	16,75 %
7 questions		
8, 21, 22, 2, 16, 17, 13	155	16,64 %
8, 21, 22, 2, 16, 17, 19	156	16,75 %
8, 21, 22, 2, 16, 17, 4	154	16,54 %

Tableau 29 : Résultats de la suppression de plusieurs questions TF avec un modèle d'arbre de décision.

Le sous-ensemble recherché doit contenir sept questions puisque le meilleur ensemble de questions généré par les réseaux de neurones monocouche en contenait sept, avec un taux

d'erreur de 9,3 %. Nous pouvons constater dans le tableau 29 que l'approche par arbre de décision engendre un taux d'erreur de 16,54 % lorsque nous retirons les sept questions ayant les moindres taux d'erreur individuels, soit l'ensemble de questions (8, 21, 22, 2, 16, 17, 4).

Pour tester la validité de nos résultats obtenus par l'utilisation des réseaux de neurones avec et sans couche cachée pour cette échelle, nous appliquons l'arbre de décision aux ensembles précis de questions générés par ces réseaux, soit (19, 16, 15, 4, 21, 22, 18, 23, 7, 12) et (19, 16, 21, 23, 15, 12, 18) respectivement. Nous obtenons alors des taux d'erreur respectifs de 18,9 % et de 19 %. Ces taux d'erreur sont plus ou moins comparables au meilleur taux généré par l'arbre de décision qui est de 16,54 %. Ceci confirme la validité de notre approche par réseau. De plus, la comparaison des trois ensembles de questions (8, 21, 22, 2, 16, 17, 4), (19, 16, 15, 4, 21, 22, 18, 23, 7, 12) et (19, 16, 21, 23, 15, 12, 18) montre qu'ils ont un nombre significatif de questions en commun.

Nous soulignons que l'approche par arbre de décision pour l'échelle TF n'a pas donné de résultats meilleurs que ceux par réseaux de neurones. L'arbre de décision ici a produit un taux d'erreur de 16,54 % lorsqu'il a choisi sept questions à éliminer, et a obtenu des taux d'erreur de 18,9 % et de 19 % lorsqu'il a reçu les questions suggérées pour élimination par les réseaux de neurones TF. Or, la méthode par réseau de neurones monocouche a donné un taux d'erreur de seulement 9,3 %, et celui avec couche cachée a produit un taux d'erreur de 11,2 %.

5.4. Arbre de décision pour l'échelle de préférences JP

Le tableau 30 montre les résultats de l'arbre de décision pour l'échelle de préférences JP. La première ligne de données du tableau montre le nombre d'erreurs (131) et le taux d'erreur (14,07 %) de cet arbre lorsque aucune question n'est supprimée. Les autres lignes montrent les erreurs survenues lors de l'omission de chacune des questions de l'échelle JP. Nous avons sélectionné, comme auparavant, les questions produisant le moindre taux d'erreur pour engendrer les groupements de questions à éliminer.

Nous entamons dans la présente section l'élimination de combinaisons de questions dans l'arbre de décision de l'échelle de préférences JP. Pour ce faire, nous devons déterminer parmi les questions reliées à cette échelle de préférences le sous-ensemble de neuf questions qui minimise le taux d'erreur. Le sous-ensemble recherché doit contenir neuf questions puisque le meilleur ensemble de questions généré par un réseau de neurones monocouche en contenait neuf, avec un taux d'erreur de 8,9 %.

Numéro de la question supprimée	Nombre d'échantillons erronés	Pourcentage d'échantillons erronés
0	131	14,07 %
1	150	16,11 %
2	177	19,01 %
3	134	14,39 %
4	143	15,35 %
5	130	13,96 %
6	133	14,28 %
7	129	13,85 %
8	148	15,89 %
9	139	14,93 %
10	143	15,35 %
11	137	14,71 %
12	127	13,64 %
13	134	14,39 %
14	134	14,39 %
15	129	13,85 %
16	179	19,22 %
17	144	15,46 %
18	133	14,28 %
19	148	15,89 %
20	139	14,93 %
21	134	14,39 %
22	129	13,85 %
23	129	13,85 %

Tableau 30 : Résultats de la suppression d'une question JP avec un modèle d'arbre de décision.

Nous pouvons constater dans le tableau 31 que l'approche par arbre de décision engendre un taux d'erreur de 15 % lorsque nous retirons les neuf questions ayant les moindres taux d'erreur individuels, soit l'ensemble de questions (12, 7, 15, 22, 23, 5, 6, 18, 13).

Numéros des questions supprimées	Nombre d'échantillons erronés	Pourcentage d'échantillons erronés
2 questions		
12, 7	128	13,74 %
12, 15	128	13,74 %
12, 22	128	13,74 %
3 questions		
12, 7, 15	128	13,74 %
12, 7, 22	128	13,74 %
12, 7, 23	128	13,74 %
4 questions		
12, 7, 15, 22	128	13,74 %
12, 7, 15, 23	128	13,74 %
12, 7, 15, 5	128	13,74 %
5 questions		
12, 7, 15, 22, 23	128	13,74 %
12, 7, 15, 22, 5	128	13,74 %
12, 7, 15, 22, 6	139	14,93 %
6 questions		
12, 7, 15, 22, 23, 5	128	13,74 %
12, 7, 15, 22, 23, 6	139	14,93 %
12, 7, 15, 22, 23, 18	134	14,39 %
7 questions		
12, 7, 15, 22, 23, 5, 6	139	14,93 %
12, 7, 15, 22, 23, 5, 18	134	14,39 %
12, 7, 15, 22, 23, 5, 3	128	13,74 %
8 questions		
12, 7, 15, 22, 23, 5, 6, 18	141	15,14 %
12, 7, 15, 22, 23, 5, 6, 3	141	15,14 %
9 questions		
12, 7, 15, 22, 23, 5, 6, 18, 3	143	15,35 %
12, 7, 15, 22, 23, 5, 6, 18, 13	140	15 %
10 questions		
12, 7, 15, 22, 23, 5, 6, 18, 3, 13	140	15 %

Tableau 31 : Résultats de la suppression de plusieurs questions JP avec un modèle d'arbre de décision.

Pour tester la validité de nos résultats obtenus par l'utilisation des réseaux de neurones avec et sans couche cachée pour cette échelle, nous appliquons l'arbre de décision aux ensembles précis de questions générés par ces réseaux, soit (13, 18, 15, 7, 21, 22, 3, 20, 23, 11, 9) et (18, 13, 22, 7, 15, 20, 21, 9, 11) respectivement. Nous obtenons alors des taux d'erreur respectifs de 17,29 % et 16,75 %. Ces taux d'erreur sont plus ou moins comparables au meilleur taux généré par arbre de décision, qui était de 15 %. Ceci confirme la validité de notre approche par réseau. De plus, la comparaison des trois

ensembles de questions (12, 7, 15, 22, 23, 5, 6, 18, 13), (13, 18, 15, 7, 21, 22, 3, 20, 23, 11, 9) et (18, 13, 22, 7, 15, 20, 21, 9, 11) montre qu'ils ont un nombre significatif de questions en commun.

Nous soulignons que l'approche par arbre de décision pour l'échelle JP n'a pas donné de résultats meilleurs que ceux par réseaux de neurones. L'arbre de décision ici a produit un taux d'erreur de 15 % lorsqu'il a choisi neuf questions à éliminer, et a obtenu des taux d'erreur de 17,29 % et 16,75 % lorsqu'il a reçu les questions suggérées pour élimination par les réseaux de neurones JP. Or, la méthode par réseau de neurones monocouche a donné un taux d'erreur de seulement 8,9 %, et celui avec couche cachée a produit un taux d'erreur de 11,6 %.

6. Conclusion

Nous avons présenté dans le présent chapitre notre expérimentation avec deux méthodes d'apprentissage automatique (« machine learning »), soit par réseaux de neurones (sections 4.1 et 4.2) et par arbres de décision (section 5). Cette expérimentation visait à prédire les types psychologiques et à diminuer la taille du questionnaire de Myers-Briggs. De plus, l'utilisation de ces deux méthodes permet d'étendre notre méthodologie en permettant une étude comparative des deux méthodes sur nos données et une validation de nos résultats. Nous observons que tous nos essais avec RNA ont été plus efficaces avec un taux d'erreur moindre. En effet, nous arrivons à diminuer le tiers du questionnaire MBTI avec des taux d'erreur acceptables en utilisant les réseaux de neurones. Ces taux d'erreur varient dans ce cas entre 7,3 % et 8,3 %. Ensuite, l'application des arbres de décision confirme les résultats précédents, puisque plusieurs questions supprimées par les deux approches sont les mêmes. Les taux d'erreur, par contre, sont tous plus élevés que pour l'approche par RNA, variant entre 12,78 % et 19 % (voir tableaux 25, 27, 29 et 31).

VI. CONCLUSION GÉNÉRALE

Le type psychologique est un bon critère qui peut aider à orienter l'apprenant vers le domaine d'étude qui convient le plus à ses préférences et à ses compétences, ou qui l'aide à mieux apprendre. Dans ce travail, nous avons fait une revue de plusieurs systèmes d'enseignement en ligne qui tentent de s'adapter au style d'apprentissage des utilisateurs. En effet, beaucoup de systèmes de formation en ligne déterminent le style d'apprentissage ou le type psychologique de l'apprenant en analysant ses comportements au cours de son interaction avec le système. Lors de l'inscription de l'apprenant dans le système, un type psychologique lui est affecté de façon aléatoire. Si ce type ne convient pas aux compétences et préférences de l'apprenant, le système peut alors prendre du temps avant de déterminer son type psychologique et répondre convenablement à ses besoins. D'autres systèmes, par ailleurs, demandent à l'utilisateur de remplir l'un des formulaires standards afin de lui assigner un style d'apprentissage convenable.

Notre solution se base sur l'idée de diminuer le nombre de questions dans l'un de ces questionnaires, soit celui de Myers-Briggs³. Cette solution permet au système d'apprentissage en ligne d'initialiser le type psychologique de l'apprenant d'une façon plus précise dès le départ. De plus, cette solution permet d'avoir un questionnaire plus court.

Pour ce faire, nous avons utilisé deux techniques de classification automatiques : les réseaux de neurones et les arbres de décision. Premièrement, nous avons créé des réseaux de neurones pour déterminer le type psychologique directement à partir de toutes les questions. Nous avons ensuite construit des réseaux de neurones (avec et sans couche cachée) pour chaque échelle de préférences, ceci afin d'améliorer la performance en utilisant la spécificité des données. Le premier réseau est formé des quatre réseaux de neurones monocouche des échelles de préférences. Le second réseau global est formé de

³ Les données nous ont été fournies par le professeur Robert Baudouin, expert de la méthode MBTI à l'Université de Moncton.

quatre réseaux de neurones avec couche cachée de quatre échelles de préférences. Les résultats obtenus se trouvent dans le tableau 32.

Nous avons ensuite créé un arbre de décision global pour déterminer le type psychologique, ainsi qu'un arbre de décision pour chaque échelle de préférences. La comparaison des résultats des deux classificateurs nous a permis d'apprécier l'approche par RNA pour nos données, surtout celui formé à partir de la composition des réseaux d'échelles de préférences. La comparaison des résultats obtenus par réseaux de neurones avec ceux obtenus par arbres de décision nous permet de répondre aux deux questions posées au début de la section 5.

- (1) Serait-il possible d'obtenir de meilleurs résultats avec une autre approche, comme les arbres de décision ?
- (2) Les résultats obtenus avec une autre approche confirmeraient-ils les résultats obtenus avec les réseaux de neurones ?

À la première question, la réponse est partielle puisque nous n'avons testé qu'un seul algorithme, soit les arbres de décision. L'envergure de ce mémoire ne nous permet pas d'essayer toutes les autres approches.

Les résultats obtenus avec les arbres de décision n'ont ni donné de meilleures classifications ni de meilleurs taux d'erreur comparativement aux réseaux de neurones. Les expériences faites avec les arbres des décisions ont plutôt confirmé la validité de l'expérimentation et des résultats par RNA.

Cette méthodologie expérimentale nous a permis de réduire d'un tiers le nombre de questions du questionnaire MBTI. Le tableau 32 résume les meilleurs ensembles de questions à supprimer pour chaque échelle via l'application des approches par réseaux de neurones (avec et sans couche cachée) et via l'arbre de décision.

Comme le montre le tableau, les taux d'erreur des meilleurs ensembles de questions de chaque échelle déterminés par l'arbre de décision, et ceux obtenus par l'application de l'arbre de décision aux différents ensembles de questions générés par les réseaux de

neurones (sans et avec couche cachée) sont comparables. Ceci nous permet de confirmer le choix des ensembles de questions avec l'approche par réseaux de neurones.

		Questions suggérées pour élimination selon notre numérotation	Taux d'erreur avec RNA	Taux d'erreur avec AD
EI	RNMC	4, 11, 12, 14, 19, 10, 17	8,3 %	12,67 %
	RNAC	4, 11, 14, 12, 8	7,3 %	13,64 %
	AD	17, 14, 13, 4, 3, 2, 11		12,78 %
SN	RNMC	14, 24, 20, 18, 19, 11, 9, 1, 6	10,9 %	13,85 %
	RNAC	18, 14, 25, 9, 24	9,1 %	15,14 %
	AD	11, 23, 20, 19, 21, 24, 14, 15, 18		13,21 %
TF	RNMC	19, 16, 21, 23, 15, 12, 18	9,3 %	19 %
	RNAC	19, 16, 15, 4, 21, 22, 18, 23, 7, 12	11,2 %	18,9 %
	AD	8, 21, 22, 2, 16, 17, 4		16,54 %
JP	RNMC	18, 13, 22, 7, 15, 20, 21, 9, 11	8,9 %	16,75 %
	RNAC	13, 18, 15, 7, 21, 22, 3, 20, 23, 11, 9	11,6 %	17,29 %
	AD	12, 7, 15, 22, 23, 5, 6, 18, 13		15 %

Tableau 32 : Tableau résumant l'ensemble des expérimentations.

Légende :

AD : Arbre de décision

RNA : Réseau de neurones artificiels

RNMC : Réseau de neurones monocouche

RNAC : Réseau de neurones avec couche cachée

La méthodologie développée dans cette thèse présente plusieurs avantages tels que discutés ci-dessus. Elle n'est toutefois pas exempte de limites. En effet, nous n'avons pas testé toutes les combinaisons possibles de questions. Nous avons préféré faire ces choix selon les réussites des étapes précédentes de l'expérimentation. Par ailleurs, la méthode MBTI associe des chiffres/scores aux préférences, et ne s'arrête pas à la lettre représentant la préférence. Une prochaine étude pourra s'attarder sur ces scores. De plus, notre méthodologie utilise deux approches d'apprentissage automatique dites « supervisées », c'est-à-dire que la réponse attendue est fournie au classificateur afin qu'il

découvre la correspondance entre les questions et le type psychologique. Une prochaine approche pourrait utiliser une méthode d'apprentissage automatique dite « non supervisée », laissant aux classificateurs la tâche de découvrir par eux-mêmes les différents types psychologiques.

ANNEXE – Le questionnaire MBTI

PREMIÈRE PARTIE : Quelle réponse décrit le mieux votre façon habituelle d'agir ou de vous sentir ?

1. Quand vous allez quelque part pour toute la journée, préférez-vous
 - (a) planifier ce que vous allez faire et quand vous allez le faire, ou bien
 - (b) simplement y aller ?

2. Si vous étiez professeur, préféreriez-vous enseigner
 - (a) des cours pratiques ou
 - (b) des cours qui comportent de la théorie ?

3. Êtes-vous d'habitude
 - (a) une personne qui se mêle facilement aux autres, ou
 - (b) une personne plutôt tranquille et réservée ?

4. Préférez-vous
 - (a) organiser vos sorties et vos rendez-vous longtemps à l'avance, ou
 - (b) décider sur le moment ce qui semble le plus amusant à faire ?

5. D'habitude vous entendez-vous mieux
 - (a) avec des personnes qui ont beaucoup d'imagination, ou
 - (b) avec des personnes réalistes ?

6. De façon générale, laissez-vous
 - (a) votre cœur contrôler votre tête, ou

- (b) votre tête contrôler votre cœur ?
7. Lorsque vous êtes dans un groupe préférez-vous plutôt
- (a) prendre part à la conversation du groupe, ou
 - (b) parler avec une seule personne à la fois ?
8. Réussissez-vous mieux
- (a) lorsque vous devez faire face à des imprévus et décider rapidement ce qui doit être fait, ou
 - (b) lorsque vous avez à suivre un programme soigneusement mis au point ?
9. Préférez-vous être considérée
- (a) comme une personne pratique, ou plutôt
 - (b) comme une personne ingénieuse ?
10. Dans un groupe composé de nombreuses personnes, généralement
- (a) présentez-vous les autres, ou
 - (b) vous faites-vous présenter ?
11. Admirez-vous davantage les personnes
- (a) qui sont conventionnelles au point de ne jamais se faire remarquer, ou
 - (b) qui sont originales et individualistes au point de ne pas se préoccuper de savoir si elles sont remarquées ou non ?
12. Vous conformer à un horaire
- (a) vous tente-t-il, ou
 - (b) vous gêne-t-il ?

13. Êtes-vous porté(e)
- (a) à des amitiés profondes avec quelques personnes seulement, ou
 - (b) à des amitiés superficielles avec un grand nombre de personnes différentes ?
14. L'idée de dresser une liste de ce qui vous devez faire pendant le weekend
- (a) vous plaît-elle
 - (b) vous laisse-t-elle indifférent(e)
 - (c) vous déprime-t-elle complètement ?
15. Est-ce un plus grand compliment de dire d'une personne
- (a) qu'elle a des sentiments sincères, ou
 - (b) qu'elle est toujours raisonnable ?
16. Dans votre groupe d'amis
- (a) êtes-vous une des dernières personnes à savoir ce qui se passe, ou
 - (b) êtes-vous très bien renseignée sur tout le monde ?

(Pour la question suivante seulement, si deux réponses sont vraies, marquez les deux)

17. Dans votre travail de tous les jours,
- (a) préférez-vous les imprévus qui vous forcent à travailler contre la montre, ou
 - (b) détestez-vous travailler sous pression, ou
 - (c) d'habitude vous tracez-vous un plan de façon à n'avoir pas besoin de travailler sous pression ?

18. Préférez-vous avoir pour amie
- (a) une personne qui a toujours de nouvelles idées, ou
 - (b) une personne qui a les deux pieds sur terre ?
19. Dans vos conversations,
- (a) parlez-vous facilement avec presque n'importe qui aussi longtemps que nécessaire, ou
 - (b) trouvez-vous beaucoup de choses à dire seulement à certaines personnes et dans certaines conditions ?
20. Lorsque vous avez un travail spécial à faire, préférez-vous
- (a) l'organiser soigneusement avant de le commencer, ou
 - (b) découvrir ce qui est nécessaire au fur et à mesure ?
21. Avez-vous tendance à
- (a) donner plus d'importance au cœur qu'à la raison, ou
 - (b) donner plus d'importance à la raison qu'au cœur ?
22. Lorsque vous lisez par plaisir,
- (a) aimez-vous les façons originales ou différentes de dire les choses, ou
 - (b) préférez-vous que l'auteur exprime ce qu'il pense avec précision ?
23. Est-ce que les personnes que vous rencontrez pour la première fois peuvent dire quels sont vos intérêts
- (a) immédiatement, ou
 - (b) seulement une fois qu'elles vous connaissent bien ?

24. Lorsqu'il est prévu à l'avance que vous feriez telle chose à telle heure, trouvez-vous
- (a) agréable d'avoir ainsi l'occasion de vous préparer, ou
 - (b) un peu désagréable d'y être tenu ?
25. Quand vous faites quelque chose que d'autres personnes font couramment, préférez-vous
- (a) le faire de la façon ordinaire, ou
 - (b) inventer une nouvelle manière de le faire ?
26. D'habitude
- (a) exprimez-vous vos sentiments ouvertement, ou
 - (b) gardez-vous vos sentiments pour vous-même ?

DEUXIÈME PARTIE : Lequel des deux mots de chaque paire vous attire le plus ?
Pensez à ce que le mot signifie, non pas à l'écriture ou au son.

27. (a) organisé imprévu (b)
28. (a) doux(ce) ferme (b)
29. (a) faits idées (b)
30. (a) pensées sentiments (b)
31. (a) empressé(e) tranquille (b)
32. (a) convaincant(e) touchante (b)
33. (a) déclaration concept (b)
34. (a) analyser compatir (b)

35. (a) systématiques spontané (b)
36. (a) justice pitié (b)
37. (a) réservé(e) bavard(e) (b)
38. (a) compassion prévoyance (b)
39. (a) systématique accidentel (b)
40. (a) calme vif(ve) (b)
41. (a) profits bienfaits (b)
42. (a) théorie certitude (b)
43. (a) décidé(e) dévoué(e) (b)
44. (a) littéral figuratif (b)
45. (a) ferme chaleureux(se) (b)
46. (a) imaginatif(ve) pratique (b)
47. (a) médiateur(trice) juge (b)
48. (a) faire créer (b)
49. (a) mou dur (b)
50. (a) sensée fascinant (b)
51. (a) pardonner tolérer (b)
52. (a) production conception (b)
53. (a) impulsion décision (b)
54. (a) qui quoi (b)
55. (a) parler écrire (b)

56. (a) permissif(ve) critique (b)
57. (a) ponctuel(le) à loisir (b)
58. (a) concret(e) abstrait(e) (b)
59. (a) changeant(e) permanent(e) (b)
60. (a) méfiant(e) confiant(e) (b)
61. (a) construire inventer (b)
62. (a) méthodique nonchalant(e) (b)
63. (a) fondation tour (b)
64. (a) rapide minutieux(se) (b)
65. (a) théorie expérience (b)
66. (a) sociable détaché(e) (b)
67. (a) signe symbole (b)
68. (a) «party» théâtre (b)
69. (a) accepter changer (b)
70. (a) être d'accord discuter (b)
71. (a) connu inconnu (b)

TROISIÈME PARTIE : Quelle réponse décrit le mieux votre façon habituelle d'agir ou de vous sentir ?

72. Pensez-vous que

- (a) vous êtes plus enthousiaste que la moyenne des gens, ou

- (b) que vous montrez moins d'enthousiasme pour les choses que la moyenne des gens ?
73. Pensez-vous que c'est un défaut plus grave
- (a) d'être froid, ou
- (b) de ne pas être raisonnable ?
74. Est-ce que
- (a) vous préférez faire les choses à la dernière minute, ou
- (b) trouvez-vous que faire les choses à la dernière minute vous tape sur les nerfs ?
75. Dans les rencontres sociales
- (a) vous arrive-t-il de vous ennuyer, ou
- (b) vous amusez-vous toujours ?
76. Pensez-vous qu'une routine quotidienne est
- (a) agréable, ou
- (b) pénible même si nécessaire ?
77. Lorsque quelque chose devient à la mode
- (a) êtes-vous une des premières personnes à l'essayer, ou
- (b) est-ce que cela vous intéresse peu ?
78. Lorsque vous pensez à une petite chose que vous devez faire ou acheter, est-ce que
- (a) vous l'oubliez pour un certain temps
- (b) d'habitude vous le mettez sur papier pour vous le rappeler, ou

- (c) vous la faites toujours sans avoir besoin d'aide-mémoire ?
79. Êtes-vous
- (a) facile à vous faire connaître, ou
- (b) difficile à vous faire connaître ?
80. Dans votre style de vie, préférez-vous être
- (a) original(e), ou
- (b) traditionnel(le) ?
81. Lorsque vous vous sentez gêné(e),
- (a) changez-vous la conversation, ou
- (b) tournez-vous ça en blague, ou
- (c) quelques jours plus tard, pensez-vous à ce que vous auriez dû dire ?
82. Éprouvez-vous davantage de difficultés à vous adapter
- (a) à la routine, ou
- (b) aux changements continuels ?
83. Considérez-vous que c'est un plus grand compliment de dire à une personne
- (a) qu'elle est perspicace, ou
- (b) qu'elle a du bon sens ?
84. Lorsque vous commencez un travail important qui doit être remis dans une semaine,
- (a) prenez-vous le temps de planifier par écrit ce qui est à faire, ou
- (b) vous adonnez-vous à la tâche immédiatement ?

85. Pensez-vous qu'il est plus important d'être capable
- (a) de voir toutes les possibilités dans une situation, ou
 - (b) de s'adapter aux faits tels qu'ils se présentent ?
86. Pensez-vous que les gens de votre entourage connaissent vos sentiments
- (a) envers à peu près tout, ou
 - (b) seulement si vous avez une raison spéciale de les communiquer ?
87. Préférez-vous travailler pour une personne
- (a) toujours gentille, ou
 - (b) toujours juste ?
88. Pour mener un travail à bonne fin, êtes-vous porté(e)
- (a) à commencer trop tôt, de façon à finir avant le temps, ou
 - (b) à compter sur un effort de dernière minute ?
89. Pensez-vous que c'est un plus grand défaut
- (a) de montrer trop de zèle, ou
 - (b) de ne pas en manifester assez ?
90. Quand vous êtes à un «party », aimez-vous
- (a) animer le groupe, ou
 - (b) laisser les autres s'amuser à leur façon ?
91. Avez-vous tendance à
- (a) accepter les façons traditionnelles de faire, ou

- (b) analyser ce qui ne va pas et vous attaquer aux problèmes encore non résolus ?
92. Portez-vous plus d'attention
- (a) aux sentiments des autres, ou
 - (b) à leurs droits ?
93. Si on vous demandait un samedi matin comment vous avez l'intention d'occuper votre journée,
- (a) seriez-vous capable de le dire avec précision, ou
 - (b) donneriez-vous une liste deux fois trop longue, ou
 - (c) adopteriez-vous une attitude d'attente ?
94. Face à une décision importante,
- (a) trouvez-vous que vous pouvez vous fier à vos sentiments sur ce qui est le mieux à faire, ou
 - (b) croyez-vous que vous devez faire ce qui est logique, quels que soient vos sentiments ?
95. Trouvez-vous les moments les plus routiniers de votre journée
- (a) reposants, ou
 - (b) ennuyeux ?
96. Est-ce que l'importance que vous donnez à bien réussir un test fait qu'il est
- (a) plus facile pour vous de vous concentrer et de faire de votre mieux, ou
 - (b) plus difficile pour vous de vous concentrer et de rendre justice à vos habiletés ?

97. Êtes-vous
- (a) enclin à aimer prendre des décisions, ou
 - (b) tout aussi heureux que les circonstances décident à votre place ?
98. Quand vous écoutez une idée nouvelle, êtes-vous plus préoccupé(e)
- (a) de vous renseigner le plus possible sur cette idée, ou
 - (b) de juger si elle est juste ou fausse ?
99. Devant les imprévus de tous les jours, préférez-vous
- (a) recevoir des ordres et vous rendre utile, ou
 - (b) donner des ordres et prendre des responsabilités ?
100. Après une rencontre avec des personnes superstitieuses,
- (a) vous êtes-vous trouvé(e) légèrement influencé(e) par leurs superstitions,
ou
 - (b) y êtes-vous demeuré(e) insensible ?
101. Êtes-vous plus porté(e) à faire
- (a) des éloges, ou
 - (b) des reproches ?
102. Quand vous devez prendre une décision, d'habitude
- (a) la prenez-vous tout de suite, ou
 - (b) attendez-vous le plus longtemps possible avant de décider ?
103. Au moment de votre vie où les problèmes se sont accumulés autour de vous, aviez-vous l'impression

- (a) que vous étiez mis dans une situation impossible, ou
 - (b) qu'en faisant seulement le nécessaire, vous pourriez vous tirer d'affaire ?
104. De toutes les bonnes résolutions que vous avez pu prendre, y en a-t-il
- (a) que vous avez tenues jusqu'à présent, ou
 - (b) aucune qui n'ait vraiment duré ?
105. Au moment de résoudre un problème personnel,
- (a) vous sentez-vous plus confiant si vous avez demandé l'opinion des autres, ou
 - (b) pensez-vous que personne d'autre ne soit dans une meilleure position que vous pour juger ?
106. Lorsqu'une nouvelle situation se présente qui entre en conflit avec vos projets, essayez-vous en premier lieu
- (a) de changer vos projets pour vous adapter à la situation, ou
 - (b) de changer la situation pour l'adapter à vos projets ?
107. Les «hauts et les bas » émotionnels que vous pouvez ressentir sont-ils
- (a) très prononcés, ou
 - (b) plutôt modérés ?
108. Dans vos croyances personnelles,
- (a) tenez-vous à des choses qui ne peuvent pas être prouvées, ou
 - (b) croyez-vous seulement aux choses qui peuvent être prouvées ?
109. Chez vous, lorsque vous avez terminé une tâche,

- (a) voyez-vous clairement ce qui doit être fait par la suite, et vous sentez-vous prêt(e) à le faire, ou
 - (b) vous contentez-vous de vous détendre jusqu'à ce qu'une nouvelle inspiration vous vienne ?
110. Lorsqu'une occasion se présente,
- (a) vous décidez-vous assez rapidement, ou
 - (b) la manquez-vous parfois pour avoir mis trop de temps à vous décider ?
111. Si une panne ou un mélange force l'arrêt du travail dans lequel vous et plusieurs autres personnes sont engagées, votre première réaction serait de
- (a) profiter de l'interruption pour vous reposer, ou
 - (b) chercher quelle partie du travail vous pourriez poursuivre, ou
 - (c) vous joindre à ceux qui s'efforcent de résoudre les difficultés ?
112. Quand vous n'êtes pas d'accord avec ce qui vient d'être dit, d'habitude
- (a) vous le laissez passer, ou
 - (b) vous commencez une discussion ?
113. Sur la plupart des sujets
- (a) avez-vous une opinion bien définie, ou
 - (b) aimez-vous être sans parti pris ?
114. Préféreriez-vous avoir
- (a) une occasion qui pourrait aboutir à des grandes choses, ou
 - (b) une expérience que vous êtes sûr d'aimer ?
115. Dans votre vie, êtes-vous porté(e)

- (a) à entreprendre trop et à vous trouver dans une situation difficile, ou
 - (b) à vous limiter à ce que vous pouvez faire facilement ?
116. Qu'est-ce qui vous satisfait le plus en jouant aux cartes
- (a) la compagnie, ou
 - (b) le plaisir de gagner, ou
 - (c) le défi d'un gain maximum à chaque tour
 - (d) ou bien vous n'aimez pas jouer aux cartes ?
117. Quand la vérité n'est pas polie, êtes-vous plus portée à
- (a) mentir par politesse, ou
 - (b) dire la vérité même si elle n'est pas polie ?
118. Laquelle de ces deux raisons serait plus convaincante si vous aviez à accepter une charge de travail supplémentaire
- (a) pouvoir obtenir plus de confort et de luxe, ou
 - (b) avoir l'occasion d'accomplir quelque chose d'important ?
119. Lorsque vous n'approuvez pas de la conduite d'un(e) ami(e), est-ce que
- (a) vous attendez pour voir ce qui se passera, ou
 - (b) vous faites ou vous dites quelque chose à ce sujet ?
120. D'après votre expérience,
- (a) d'habitude, vous enthousiasmez-vous souvent avec une idée ou un projet qui plus tard devient une déception de sorte que votre enthousiasme monte en flèche pour retomber de plus belle, ou

- (b) conservez-vous un jugement équilibré au milieu de votre enthousiasme de façon à ne pas vous sentir déçu(e) ?
121. Lorsque vous devez prendre une décision, est-ce que
- (a) vous arrivez presque toujours à une décision claire et nette, ou
 - (b) parfois il est tellement difficile de prendre une décision que vous ne suivez aucun choix avec enthousiasme ?
122. D'habitude
- (a) profitez-vous le plus possible du moment présent, ou
 - (b) avez-vous l'impression que le moment suivant est plus important ?
123. Quand vous travaillez en groupe, êtes-vous plus impressionné(e)
- (a) par la coopération, ou
 - (b) par l'inefficacité
 - (c) ou bien vous ne participez pas à des actions de groupe ?
124. Quand vous rencontrez une difficulté inattendue dans quelque chose que vous êtes en train de faire, avez-vous l'impression qu'il s'agit
- (a) d'un coup de malchance, ou
 - (b) d'un embêtement, ou
 - (c) d'une partie du travail comme une autre ?
125. Quelle erreur serait plus acceptable pour vous
- (a) vous laisser aller d'une chose à l'autre toute votre vie, ou
 - (b) vous figer dans une routine qui ne vous convient pas ?
126. Auriez-vous aimé discuter le sens

- (a) d'un grand nombre de ces questions, ou
- (b) de quelques-unes seulement ?

Références

- Barhoumi, A. et Moghrabi, C., 2010. Learner directed opportunities through adaptive hypermedia systems. *Proceedings of the 3rd International Symposium on Mathematics and its Connections to Arts and Sciences*, Moncton 2009. Monograph 11 in The Montana Mathematics Enthusiast Monographs in Mathematics Education, Information Age Publishing, Charlotte, États-Unis, 155-166.
- Baudouin, R. et Uhl, N., 1998. The relationship between Jungian type, academic and social integration, and persistence during freshman year. *The Journal of Psychological Types*, 45, 29-35.
- Bellier, S., 2001. *Le e-learning*. Éditions liaisons, Paris, France, 139 pages.
- Berry, M. J. A. et Linoff, G., 1997. *Data Mining Techniques: For Marketing Sale and Customer Support*. Wiley, New York, 464 pages.
- Borne, P., Benrejeb, M. et Haggège, J., 2007. *Les réseaux de neurones présentation et applications*. Éditions Technip, Paris, 152 pages.
- Blum, A., 1992. *Neural Networks in C++: An Object-Oriented Framework for Building Connectionist Systems*. Wiley, New York, 224 pages.
- Briggs, M., 1980. *Introduction aux types psychologiques MBTI (extraits)*. Traduit par Eduardo Casas, Éditions Psychometrics Ltd., Alberta, 31 pages.
- Brusilovsky, P., 1995. Intelligent tutoring systems for the world-wide-web. *Poster proceedings of the Third International WWW Conference*, Darmstadt, Allemagne, 42-45.
- Brusilovsky, P., 1996. Methods and techniques of adaptive hypermedia. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 6(2/3), 87-129.

- Brusilovsky, P., Eklund, J. et Schwarz, E., 1998. Web-based education for all: A tool for developing adaptive courseware. *Computer Networks and ISDN Systems*, 30(1-7), 291-300.
- Carroll, F., Kop, R. et Woodward, C., 2008. Sowing the Seeds of Learner Autonomy: Transforming the VLE into a Third Place through the use of Web 2.0 Tools. *Proceedings of the 7th European Conference on e-learning (ECEL 2008)*, Napa, Chypre, 152-160.
- Chen, N.-C. et Lin, K.-M., 2002. Factors affecting e-learning for achievement. *Proceedings of the 2nd IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT 2002)*, Kazan, Russie, 200-205.
- Coffield, F., Moseley, D., Hall, E. et Ecclestone, K., 2004. *Learning styles and pedagogy in post-16 learning, a systematical and critical review*. Learning & Skills Research Centre, Learning and Skills council, Londres.
- Cybenko, G., 1989. Approximation by superpositions of a sigmoidal function. *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, 2(4).
- Dunn, R., Thies, A. P. et Honigsfeld, A., 2001. *Synthesis of the Dunn and Dunn learning-style model research: Analysis from a neuropsychological perspective*. St. John's University's Center for the Study of Learning and Teaching Styles, New York, 41 pages.
- Dunn, R., 2000. Learning styles: Theory, research, and practice. *National Forum of Applied Educational Research Journal*, 13(1), 3-22.
- Dunn, R. et Dunn, K., 1978. *Teaching Students Through Their Individual Learning Styles*. Reston, VA: Reston.

- Durand, G., Laplante, F. et Kop, R., 2011. A Learning Design Recommendation System Based on Markov Decision Processes. *Proceedings of the Workshop on Knowledge Discovery in Educational Data, held at the 17th ACM Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, San Diego.
- Durand G., Belliveau L. et Craig B., 2010. Simple Learning Design 2.0. *Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT 2010)*, Sousse, Tunisie, 549-551.
- Eklund, J. et Brusilovsky P., 1999. InterBook: An adaptive tutoring system. *UniServe Science New*, 12, 8-13.
- Fournier-Viger, P., Nkambou, R. et Mephu Nguifo, E. 2010. Building Intelligent Tutoring Systems for Ill-Defined Domains. Dans : *Nkambou, R., Mizoguchi, R. et Bourdeau, J. (Eds.). Advances in Intelligent Tutoring Systems*, Springer-Verlag, Berlin, 81-101.
- Funahashi, K.-I., 1989. On the approximate realization of continuous mappings by neural networks. *Neural Networks*, 2(3).
- Gardner, H., 1983. *Frames of Mind: the Theory of Multiple Intelligences*. Basic Books: A division of Harper Collins Publisher, New York, 496 pages.
- Gilbert, J. E et Han, C. Y., 1999. Adapting instruction in search of 'a significant difference'. *Journal of Network and Computer Applications*, 22(3), 149-160.
- Graf, S., Kinshuk, et Liu, T.-C., 2009. Supporting Teachers in Identifying Students' Learning Styles in Learning Management Systems: An Automatic Student Modelling Approach. *Educational Technology & Society*, 12(4), 3-14.
- Grasha, A. F., 1996. *Teaching with Style, A practical Guide to Enhancing Learning by Understanding Teaching and Learning Styles*. Alliance Publishers, Pittsburgh, 386 pages.

- Han, J., Kamber, M. et Pei, J., 2011. *Data Mining: Concepts and Techniques, 3e édition*, Elsevier, Waltham, États-Unis, 744 pages.
- Honey, P., et Mumford, A., 1992. *The manual of learning styles*. Peter Honey Publications Limited, Maiden-Head, Angleterre, 94 pages.
- Hornik, K., Stinchcombe, M. et White, H., 1989. Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2(5), 359-366.
- Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H. et Auer, P., 1994. Degree of approximation results for feedforward networks approximating unknown mappings and their derivatives. *Neural Computation*, 6, 1262-1275.
- Hotte, R. et Leroux, P., 2003. Technologies et formation à distance. *Revue STICEF, numéro spécial : Technologies et formation à distance*, 10, 9-28.
- Hwang G. J., 1998. A tutoring strategy supporting system for distance learning on computer networks. *IEEE Transactions on Education*, 41(4), 343-351.
- Jung, C. G. (1921, 1971). *Psychological Types*, The Collected Works of C. G. Jung Volume 6, Princeton University Press, Princeton, 632 pages.
- Michel, M., 2002. *Le guide du e-learning*. Éditions d'organisations, Paris, 231 pages.
- Mitchell, T., 1997. *Machine Learning*, McGraw-Hill, New-York, 432 pages.
- Moghrabi, C., Mazerolle, R. et Barhoumi, A., 2009. A Learning Environment for Teachers and Students, *Joint MACAS & SMARTS International Conferences*, Moncton, Canada.
- Moghrabi, C. et Barhoumi, A., 2009. Usability and Adaptability of a Learning System. *The 1st Hits for Education International Conference*, Charlottetown, Île-du-Prince-Édouard, Canada.

- Moodle (2012). *Moodle*, accédé le 1er février 2012, <http://www.moodle.org>
- Negnevitsky, M., 2011. *Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems*. 3e édition, Addison-Wesley, New York, 479 pages.
- Nkambou, R., Mizoguchi, R. et Bourdeau, J., 2010. *Advances in Intelligent Tutoring Systems*, Springer, Berlin, 527 pages.
- Nugent, R., Ayers, E. et Dean, N., 2009. Conditional Subspace Clustering of Skill Mastery: Identifying Skills that Separate Students. *Proceedings of the 2nd International Conference on Educational Data Mining (EDM 2009)*, 101-110.
- Papanikolaou, K. A., Grigoriadou, M., Kornilakis, H. et Magoulas, G. D., 2002. INSPIRE: An Intelligent System for Personalized Instruction in a Remote Environment. *Proceedings of the Third Workshop on Adaptive Hypertext and Hypermedia*, Springer, Berlin, 215-225.
- Papanikolaou, K. A., Grigoriadou, M., Magoulas, G. D., et Kornilakis, H., 2002. Towards new forms of knowledge communication: The adaptive dimension of a web-based learning environment. *Computers & Education*, 39(4), 333-360.
- Paquette, G., 2002. *L'ingénierie pédagogique: pour construire l'apprentissage en réseau*. Presses de l'Université du Québec, Sainte-Foy, Québec, Canada.
- Pashler, H., McDaniel, M., Rohrer, D., Bjork, R., 2008. Learning Styles: Concepts and Evidence. *Psychological Science in the Public Interest, A Journal of the Association for Psychological Science*, 9(3), 105-119.
- Piaget J., 1967. *La psychologie de l'intelligence*. Armand Colin, Paris, 254 pages.
- Rawling, A., Rosmalen, P.V., Koper, R., Rodriguez-Artacho, M. et Lefrere, P., 2002. *Survey of educational modeling languages v.1*, accédé le 1er février 2012, <http://www.eife-l.org/publications/standards/elearning-standard/cenissst/emlsurvey>

- Alberta Education, 2001. *Enseigner aux élèves ayant des troubles d'apprentissage*. (version française de : Programming for Students with Special Needs: Book 6 - Teaching Students with Learning Disabilities), Alberta Education, Alberta, 184 pages.
- Rus R., Lintean L. et Azevedo A., 2009. Automatic Detection of Student Mental Models During Prior Knowledge Activation in MetaTutor. *Proceedings of the 2nd International Conference on Educational Data Mining (EDM 2009)*, 161-170.
- Russell, S. et Norvig, P., 2010. *Intelligence Artificielle, 3e édition*. Pearson Education, Paris, 1199 pages.
- Schon, D., 2002. From Technical Rationality to Reflection-in-action. Dans : Harrison, R., Reeve, F., Hanson, A. et Clarke, J. (Eds.). *Supporting lifelong learning, vol. 1, perspectives on learning*, Routledge/Farmer, Londres, 40-61.
- Stern M. K. et Woolf B. P., 2000. Adaptive content in an online lecture system. *Proceedings of the International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems (AH 2000)*, 227-238.
- Tan, P.-N., Steinbach, M. et Kumar, K., 2006. *Introduction to Data Mining*. Pearson Education, Boston, 769 pages.
- Tseng, J. C., Chin, H., Hwang, G.-J. et Tsai, C.-C., 2008. Development of an adaptive learning system with two sources of personalization information. *Computers & Education, 51*, 776-786.
- Ulrich, C. et Melis, E., 2010. Complex Course Generation Adapted to Pedagogical Scenarios and its Evaluation. *Educational Technology & Society, 13(2)*, 102-115.
- Ulrich, C., 2005. Course Generation Based on HTN Planning. *Proceedings of the 13th Annual Workshop of the SIG Adaptivity and User Modeling in Interactive Systems*, Saabrücken, Allemagne, 74-79.

- Vassileva, J. et Deters, R., 1998. Dynamic course generation on the www. *British Journal of Educational Technology*, 29(1), 5-14.
- Vercellis, C., 2009. *Business Intelligence: Data Mining and Optimization for Decision Making*. Wiley, New York, 436 pages.
- Wenger, E., 1987. *Artificial intelligence and tutoring systems: computational and cognitive approaches to the communication of knowledge*. Morgan Kaufmann, Burlington, États-Unis, 486 pages.
- Whitten, H., I., Frank, E. et Hall, M.A., 2011. *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, 3e édition*, Elsevier, Waltham, États-Unis, 664 pages.
- Wolf, C., 2007. *Construction of an Adaptive E-learning Environment to Address Learning Styles and an Investigation of the Effect of Media Choice*, Thèse de doctorat, RMIT University, Melbourne, 215 pages.
- Woolf, B. P., 2009. Building Intelligent Interactive Tutors. *Student Centered Strategies for Revolutionizing E-Learning*. Morgan Kaufmann, Burlington, États-Unis, 480 pages.
- Xu, S. et Chen, L., 2008. A Novel Approach for Determining the Optimal Number of Hidden Layer Neurons for FNN's and Its Application in Data Mining. *Proceedings of the 5th International Conference on Information Technology and Applications (ICITA 2008)*, Cairns, Australie, 683-686.
- Zhang, G. P., 2000. Neural Networks for Classification: A Survey. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics- Part C: Applications and Reviews*, 30(4), 450-462.

