

Une architecture multi-couche pour l'analyse des compétences non techniques en situation critique*

Yannick Bourrier^{1,2}, Francis Jambon², Catherine Garbay² and Vanda Luengo¹

¹ UPMC – LIP6, Paris France

{yannick.bourrier, vanda.luengo}@lip6.fr

² UGA (LIG, Grenoble, France)

{yannick.bourrier, francis.jambon, catherine.garbay}@imag.fr

Abstract. Dans la plupart des domaines techniques, l'expertise technique d'un praticien détermine sa façon d'analyser et de faire face à une situation donnée. Cette expertise est cependant influencée par un panel de capacités méta-cognitives, comme la conscience de la situation, la prise de décision, ou encore la gestion du stress ou de la fatigue. Ces capacités sont connues sous le nom de compétences non-techniques. Des études ont montré que bien qu'utilisées en quasi-permanence, l'influence de ces compétences est la plus importante lorsqu'un praticien est confronté à une situation critique, où les procédures habituelles ne peuvent être appliquées avec succès. Le projet MacCoy a pour objectif de créer un environnement informatique pour l'apprentissage humain ayant la capacité de diagnostiquer les compétences non-techniques de l'apprenant en situation critique et ce dans les domaines de la conduite automobile et de la gestion de l'hémorragie post-partum par des sages-femmes. Ce diagnostic doit ensuite permettre à l'architecture de générer des rétroactions immédiates, ainsi que de nouvelles situations d'apprentissage adaptées aux compétences de l'apprenant. Ce papier présente une méthode pour l'analyse de la performance d'un apprenant en situation critique, premier pas vers le diagnostic épistémique des compétences non-techniques.

Keywords: domaines mal-définis, compétences non-techniques, situations critiques, réseaux de neurones artificiels.

1 Introduction

Dans tout domaine technique, les compétences non-techniques (CNT) viennent compléter l'activité de travail. Cependant, ces compétences sont le plus mobilisées lors de situations critiques[1], et jouent un rôle crucial pour éviter qu'une telle situation se change en scénario catastrophe. Etant donné l'étroitesse des liens entre CNT et criticité, l'enseignement de ces dernières pourrait permettre de réduire de manière significative

* Cet article est une traduction du papier «A multilayered architecture for analysis of non-technical skills in critical situations » [2]. Ces recherches sont financées par le project MacCoy Critical (ANR-14-CE24-0021).

le nombre d'accidents dans un grand nombre de domaines. Par exemple, des études ont montré qu'à l'intérieur d'un bloc opératoire, 43% des erreurs étaient dues à une seule CNT [3]. L'enseignement de ces compétences à l'intérieur d'un Environnement Informatique pour l'Apprentissage Humain (EIAH) est en ce cas particulièrement approprié, car permettant de simuler des situations critiques sans courir le risque d'un scénario catastrophe. L'objectif du projet MacCoy est de réaliser un tel environnement, permettant l'apprentissage des CNT à des conducteurs automobiles et à des sages-femmes, en leur proposant des situations critiques adaptées à leur niveau. Pour générer des situations d'apprentissage adaptées, une première étape est le diagnostic de la compétence technique (car une situation critique (SC) pour un novice ne l'est peut-être pas pour un expert) et non-technique (car cibler une CNT déjà maîtrisée serait une perte d'efficacité).

Cette tâche de diagnostic, cependant, pose plusieurs problèmes de recherche; étant donné le fait que les CNT sont des compétences perceptivo-gestuelles, elles se superposent aux compétences techniques de l'apprenant lors de la réalisation d'un geste technique. Deux types de compétences se confondent donc dans la même activité perceptivo-gestuelle. Cette caractéristique fait de l'apprentissage des CNT dans un EIAH un domaine mal défini [4]. Nous chercherons ici à différencier quelle part de la performance générale de l'apprenant est due à sa maîtrise technique, et quelle part à son usage approprié des CNT. Dans la première partie de ce papier, nous définissons plus précisément ce que sont les CNT, puis présentons les problèmes de recherche que posent leur analyse à l'intérieur d'un EIAH, en se plaçant du point de vue de la littérature dans le domaine des Systèmes Tuteur Intelligents (STI) sur les domaines mal-définis. Dans un second temps, nous expliquons les choix faits en réponse à ces aspects mal-définis qui nous ont amené à considérer que l'analyse de l'activité perceptivo-gestuelle d'un apprenant de manière séparée en situations critiques et non-critiques, pourrait s'avérer être un marqueur fort pour le diagnostic des CNT. Nous présentons ensuite l'architecture mise en place pour l'analyse de la performance d'un apprenant en situations critiques et non-critiques. Cette architecture utilise un réseau de neurones entraîné lors d'une situation non-critique pour l'évaluation de la performance en situations non-critiques, mais également en situations critiques. Nous terminons par la présentation d'une première preuve de concept. La conclusion détaille en quoi cette évaluation de performance peut *a posteriori* permettre le diagnostic épistémique des CNT.

2 Background

Les CNT sont décrites par [5] comme les "compétences cognitives, sociales et personnelles complétant les compétences techniques et contribuant à la réalisation sûre et efficace d'une activité technique". Elles incluent compétences sociales telles que la communication ou le leadership, compétences personnelles comme la gestion du stress ou de la fatigue, et compétences cognitives comme la conscience de la situation ou la prise de décision. Si la mauvaise utilisation des CNT peut transformer une situation anodine en SC, ces dernières sont avant tout capitales dans la gestion de ces situations, uniques par essences, dures à anticiper [6], et sans procédure existante permettant leur

résolution [7]. Conséquemment, les liens entre criticité et CNT, ainsi que la difficulté pour un expert d'évaluer des compétences qui se confondent avec l'activité technique, font de l'apprentissage de ces dernières en environnement simulé une tâche complexe. De ce fait, l'enseignement des CNT a toujours par le passé été réalisé à l'intérieur d'environnements très contrôlés dans lesquels les experts savaient a priori quels marqueurs gestuels étaient les signes de l'application d'une CNT. Dans notre cas, le diagnostic dans un environnement virtuel (EV) pose plusieurs challenges liés aux deux difficultés mentionnées précédemment. Le domaine est considéré comme mal-défini [8], car ces éléments se traduisent par la présence de plusieurs problématiques imperméables à des techniques de modélisation symbolique.

Pour les chercheurs en STI, il est admis que la connaissance des aspects d'un domaine le rendant mal-défini peut donner des indices menant au choix des techniques de modélisation les plus appropriées [9]. [9] ont montré que l'emploi d'outils de modélisation différents en fonction des problèmes rencontrés à l'intérieur d'un même domaine était une méthode de conception adéquate dans un domaine comportant plusieurs problèmes plus ou moins mal-définis. Combiner différents types d'approches à l'intérieur d'un même domaine est définie par [9] comme l'approche hybride. Cette méthode est utilisée dans CANADARM Tutor, où la problématique de l'apprentissage de la manipulation d'un bras robotique dans un environnement 3D est décomposée en une série de sous-problèmes à complexités variables. Les chercheurs ont utilisé des techniques de modélisation experte et de traçage de modèle pour les aspects les mieux définis de leur domaine, et des techniques issues de la fouille de données afin d'extraire un modèle de tâche à partir d'un espace de solutions vaste pour les aspects mal-définis du problème. De manière similaire, [10] ont utilisé une approche hybride afin de diagnostiquer des compétences perceptivo-gestuelles, dans le contexte d'un STI dédié à la chirurgie orthopédique. Pour [9] et [10], l'utilisation d'une approche hybride augmenta sensiblement la précision du modèle de l'apprenant, ainsi que l'efficacité générale du STI. Dans notre cas, le projet MacCoy se focalise sur la construction d'un EIAH capable de fournir des rétroactions adaptées aux actions d'un apprenant du point de vue des CNT, et ce lorsque confronté à différents types de situations critiques. Pour réaliser une telle tâche, le module de diagnostic doit être capable d'identifier si une erreur est due à une compétence technique ou à une CNT. L'adoption d'une méthode hybride semble adaptée, en particulier en ce qui concerne la problématique de superposition des compétences techniques et non techniques.

3 Approche générale

3.1 Architecture

L'enseignement des CNT à l'intérieur d'un EV est un problème complexe lié aux connexions fortes entre CNT, compétences techniques, et situations critiques. De manière similaire aux compétences évaluées par le STI TELEOS [11], les CNT sont des compétences empiriques; elles s'acquièrent par l'expérience de situations critiques variées [4]. La principale différence avec TELEOS se trouve dans le fait que dans les cas des

CNT, ce savoir empirique est entrelacé avec l'expertise technique. Les CNT devront donc être identifiées séparément des compétences techniques de l'apprenant pour être évaluées. Nous faisons l'hypothèse d'un niveau technique constant pour un apprenant durant une session d'apprentissage. Cette hypothèse, acceptable dans notre cas car l'EIAH se focalise sur des apprenants non-novices, nous permet de considérer que pour deux situations contextuellement similaires, l'une critique et l'autre non, l'écart de performance de l'apprenant entre les deux situations est un marqueur de l'influence des CNT. Nous présentons ici une architecture multicouche dont le premier objectif, décrit dans ce papier, est l'évaluation des écarts de performance d'un apprenant entre situation non-critique et critique. A posteriori, cette évaluation sera intégrée à un réseau bayésien dont l'objectif est d'expliquer cet écart par l'influence de CNT spécifiques.

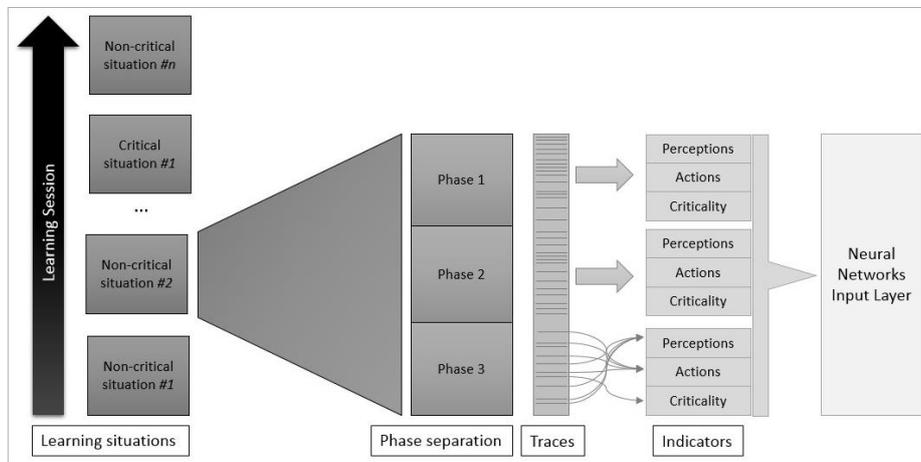


Fig. 1. Vue Générale de l'architecture d'évaluation de la performance. Le même procédé est appliqué aux situations précédentes et suivantes.

3.2 Recherche de situations similaires et séparation en phases

La figure 1 présente une vue générale de l'architecture. Afin d'obtenir une base valide pour la comparaison de performance entre ces deux types de situations, nous utilisons la notion de précurseur, décrite par [12] comme "un élément annonciateur d'un danger". Dans le domaine de la conduite, par exemple, un enfant jouant près d'une route peut être considéré comme précurseur d'une SC, si l'enfant venait à subitement entamer une traversée de la chaussée. Dans le domaine de la gestion de l'hémorragie post-partum (HPP), le volume de sang présent dans le sac de recueil est également un précurseur d'une situation potentiellement critique. L'évolution de l'état du précurseur doit déclencher des réactions, appropriées ou non, de la part de l'apprenant. Ces réactions vont soit réduire la criticité, soit conduire à une catastrophe.

Afin de comparer la performance de l'apprenant entre une SC et une SNC, nous faisons l'hypothèse que ces précurseurs peuvent également être identifiés lors de SNC. Par exemple, dans le cas de la conduite, un piéton indiquant clairement son intention

de franchir la chaussée devant un passage piéton peut être considéré comme un précurseur, dont le caractère explicite ne modifie pas la nature des actions requises par l'apprenant, mais supprime le degré d'incertitude lié à leur validité. Dans le cas de la HPP, le même volume de sang atteint après un temps plus long devra être traité de la même façon, et ce même si la criticité de la situation est réduite ; les mêmes compétences techniques seront utilisées, mais dans le second cas, les CNT seront moins mobilisées. De manière plus générale, la notion de précurseur sous-tend l'idée que les mêmes compétences techniques s'appliquent pour résoudre des situations critiques et non-critiques, à la condition que l'évolution des précurseurs soit la même pour les deux situations.

Les précurseurs identifiés en situations critiques et non-critiques nous permettent de considérer les actions réalisées par un apprenant comme faites en fonction de l'état du précurseur. Une situation d'apprentissage peut être décrite sous la forme d'une succession d'interactions entre l'EV et l'apprenant. Cette succession d'interactions peut être séparée en phases, chaque phase correspondant à un état donné du précurseur et à l'activité perceptivo-gestuelle produite par l'apprenant en réponse à cet état. Cette séparation par phase est une solution au problème de gestion de la temporalité à l'intérieur de l'EV. Le temps est un facteur déterminant dans l'évaluation de l'activité de l'apprenant dans un EV en temps-réel, et ce d'autant plus dans des situations critiques ayant de fortes contraintes temporelles. La séparation d'une situation en phases permet d'obtenir une base de comparaison valide pour les perceptions et les actions de différents apprenants, car ces derniers sont alors considérés toujours selon le même contexte. Si l'évolution du précurseur suit le même modèle pour des SC et SNC contextuellement similaires, la criticité intervient à travers d'autres facteurs, indépendants de la séparation en phase. Dans le scénario médical du sac de recueil, la criticité est liée à la rapidité d'évolution des états du précurseur. Dans la situation de conduite, la criticité est liée à l'ambiguïté du comportement de l'enfant, et ce de manière indépendante de la séparation en phases.

3.3 Choix des indicateurs pertinents

La situation séparée en phases, il est nécessaire, dans notre cas, d'appliquer des traitements sur les traces d'activité de l'apprenant afin d'en obtenir les éléments pertinents pour évaluer la performance. Dans le cadre d'environnements entièrement contrôlés, cette tâche d'interprétation de l'activité de l'apprenant sous la forme d'indicateurs haut-niveau peut être remplacée par des techniques de fouille de données, comme c'est le cas pour CANADARM Tutor. Une telle technique est appropriée pour ce STI, car les actions de l'apprenant y sont toujours faites en réponse à une problématique clairement définie, et ce quelle que soit la taille de l'espace des solutions possibles. Dans notre cas, cette approche ne peut pas fonctionner étant donné l'objectif central qui est l'analyse de la performance dans un grand nombre de SC et SNC et pour des domaines techniques différents. Les traces seront trop différentes pour permettre l'extraction d'un modèle de tâche suffisamment générique pour interpréter le comportement de l'apprenant.

Nous avons donc choisi d'ajouter une couche à l'architecture d'évaluation de la performance de l'apprenant, dont l'objectif est la génération d'indicateurs de haut niveau à partir des traces d'activité de l'apprenant à l'intérieur de l'EV, *via* des contraintes et des règles expertes appliquées à ces traces. Etant donné l'objectif d'évaluation de l'activité perceptivo-gestuelle en SC et SNC, ces indicateurs devront fournir des informations concernant l'activité perceptuelle, et l'activité gestuelle de l'apprenant. Finalement, ces derniers devront également fournir des informations concernant le degré de criticité de la situation durant une phase; cette information indiquant dans quel contexte l'activité perceptivo-gestuelle de l'apprenant a eu lieu.

3.4 L'utilisation de réseaux de neurones pour l'évaluation de la performance

Etant donné l'objectif de proposer un feedback adapté aux actions de l'apprenant en relation à ses CNT, nous avons décidé de séparer la performance perceptuelle de la performance liée aux actions d'un apprenant. Cette séparation peut fournir des informations utiles pour la précision des rétroactions, et pour le diagnostic de l'influence spécifique de compétences telles que "Conscience de la situation" ou "prise de décision", dans la gestion par l'apprenant d'une SC. Il est cependant nécessaire de prendre en compte le fait que certains éléments pertinents pour l'évaluation de la performance perceptuelle d'un apprenant peuvent être trouvés dans des indicateurs liés aux actions, et réciproquement. Par exemple, une sage-femme ayant perçu tardivement une information cruciale concernant l'évolution du volume de sang dans le sac de recueil pourrait avoir réagi de manière adaptée étant donné les informations limitées qu'elle possédait à ce point du scénario. Dans ce cas, une partie de l'information contenue dans les indicateurs liés aux perceptions devrait avoir de l'influence sur la performance liée aux actions.

De plus, l'apprentissage des CNT doit se réaliser par l'expérience d'un grand nombre de situations différentes. L'utilisation de techniques symboliques comme le traçage de modèle afin d'identifier les solutions expertes, ou de méthodes "constraint-based" pour extraire une série de règles pour chaque situation prise individuellement augmenterait le risque d'erreur, comme par exemple l'oubli d'une solution possible. Même si une approche symbolique pourrait fonctionner quand limitée à un nombre réduit de situations d'apprentissage, elle pourrait difficilement prendre en compte la totalité des variations interindividuelles présentes dans un monde virtuel, notamment pour ce qui est des comportements perceptifs. Finalement, une approche symbolique ne pourrait pas prendre en compte l'influence séparée des perceptions et des actions sur la performance générale d'un apprenant. Etant donné ces limitations, nous avons choisi de nous orienter vers des techniques d'apprentissage supervisé par régression, afin d'entraîner un réseau de neurones (RN) à noter la performance d'un apprenant lors de situations non-critiques à partir de l'évaluation d'un expert. Nous faisons l'hypothèse que pour des situations contextuellement similaires dont la principale variation est la présence d'un élément critique dans l'une d'entre elle, la structure apprise par le RN peut être utilisée pour évaluer la performance de l'apprenant durant la SC grâce à des mécanismes d'apprentissage par transfert [13]. Ce choix est fait pour compenser le nombre faible de SC

en comparaison aux SNC, et car une SC ne peut être rencontrée qu'une fois par un apprenant sans voir sa criticité désamorcée.

4 Preuve de concept dans une situation de conduite

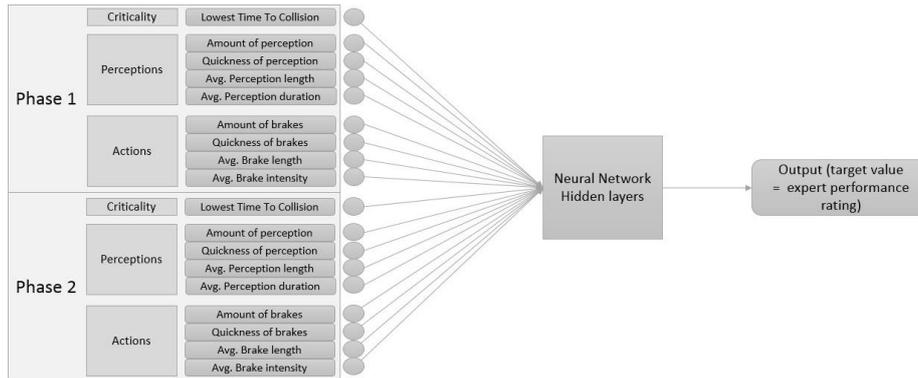


Fig. 2. Couche d'entrée et valeur de sortie du RN utilisé pour l'évaluation de la performance. Comme expliqué en partie 3, deux RN ont été entraînés séparément pour les perceptions et les gestes. Ici le temps avant impact (T2C) joue le rôle d'indicateur de criticité.

4.1 Description de la séparation en phases et génération des indicateurs

Afin de modéliser les premières étapes du processus d'évaluation des CNT et du fait du manque de données expérimentales réelles, nous avons généré artificiellement des données simulant le comportement de conducteurs sous la forme d'indicateurs de haut niveau représentant les perceptions et actions de ce dernier, ainsi que le degré de criticité, dans deux situations de conduite, l'une d'entre elles étant une SC. Dans la SNC, le conducteur évolue sur une route droite, avec un passage clouté visible dès le début de la situation et un piéton sur le point de franchir la chaussée sur le passage clouté. Dans la SC, le conducteur évolue sur une route similaire, mais le passage clouté est absent et le piéton est remplacé par un groupe d'enfants évoluant près de la chaussée. L'un des enfants va franchir la route sans avertissement. Les deux sont séparées en deux phases de la manière proposée dans la partie 3, une phase où l'individu n'a pas entamé la traversée de la chaussée, et une seconde où l'individu commence à traverser. Les deux situations requièrent une analyse de la situation et l'arrêt du véhicule avant impact.

La génération de données est effectuée au niveau de la couche indicateurs. Aucun a-priori n'est donc fait sur les traces d'activité de l'apprenant. Pour les indicateurs perceptuels, nous avons généré des informations telles que la rapidité de la première perception du précurseur, le nombre moyen de perceptions et leur intensité moyenne. Ces éléments sont utilisés par [12] pour différencier des conducteurs experts de novices et sont extractibles à partir de n'importe quelles traces à l'intérieur d'un EV pour la conduite. Pour l'activité gestuelle, nous avons généré des indicateurs sur le timing, le

nombre moyen, et l'intensité générale des freinages pour chacune des phases. Ces informations ont été utilisées par [14] pour différencier les degrés de compétence de conducteurs lors de situations dangereuses. Pour indicateur de criticité, nous avons sélectionné le plus mauvais Temps Avant Impact (T2C) atteint entre le conducteur et le précurseur. Chaque indicateur a été généré pour les deux phases, et donné une valeur entière entre 1 et 5. Par exemple, une vitesse de perception de 1 signifiait que le conducteur avait perçu le précurseur très rapidement, ou une valeur de freinage moyen de 5 signifiait que le conducteur réalisait de longs freinages continus. Nous avons généré 1000 séries d'indicateurs, représentant le spectre complet des actions d'un conducteur pour la gestion de la situation non-critique mentionnée ci-dessus. Nous avons ensuite identifié grâce à du clustering K-moyennes, un groupement de 30 clusters représentant différents types de comportements. Les clusters extraits allaient de comportements très mauvais (le conducteur ne regardant jamais le piéton et ne freinant pas), à très bons (le conducteur percevait le piéton très rapidement et freinait progressivement jusqu'à arrêt). L'information temporelle étant au niveau de la phase, ces indicateurs haut niveau représentent la totalité des comportements possibles dans les deux situations ci-dessus.

4.2 Construction du réseau de neurones

Construction de la base d'apprentissage

La couche d'entrée du RN utilisée pour l'apprentissage était constituée des données simulées présentées dans la partie précédente. Nous avons fourni à l'expert, pour chaque cluster, la valeur moyenne de chaque indicateur. Suite à cela, nous avons demandé à l'expert de classer ces clusters du pire au meilleur, de manière séparée pour les actions et pour les perceptions à partir des données fournies. Durant cette tâche, l'expert a pris en considération la totalité des informations. Par exemple, un freinage modérément fort pouvait générer un score d'actions correct si fait en réponse à une perception tardive du piéton sur le point de traverser. Une fois cette tâche de scoring effectuée et étant donné que notre EV est destiné à des non-novices, nous avons supprimé la majorité des runs dans lesquels le conducteur simulé ne s'arrêtait pas face au piéton (environ 30% des runs initiaux). 10% de ces runs ont été conservés afin d'augmenter la variabilité des données pour l'apprentissage du RN. Cette conservation de certains comportements "mauvais" nous semble acceptable, étant donné qu'il est commun pour un conducteur de ne pas prendre en compte la priorité laissée à un piéton. Ces valeurs, normalisées entre 0 et 1, sont les sorties désirées du RN.

Structure et apprentissage

La couche d'entrée du RN est constituée de 9 valeurs pour chaque phase, chacune de ces valeurs correspondant à l'un des indicateurs précédemment mentionnés. Une représentation de la couche d'entrée du RN peut être vue en figure 2. Etant donné que la situation simulée avait 2 phases, et l'hypothèse que ces indicateurs sont pertinents pour décrire l'activité de conduite de l'apprenant dans les deux phases, la couche d'entrée du RN était composée de 18 noeuds. Chaque run avait pour sortie désirée le score de

performance fourni par l'expert. Le RN était composé de deux couches cachées, entièrement connectées, de 9 puis de 5 unités. Pour les deux couches cachées, une fonction de transfert "rectified linear unit" [15] est utilisée. Cette fonction de transfert est considérée comme celle fournissant les meilleures performances dans la plupart des scénarios d'apprentissage supervisé par les experts en RN artificiels. Le RN a été entraîné pour une tâche de régression, car son objectif était de prédire une valeur continue correspondant à la performance de l'apprenant. La couche de sortie était de fait constituée d'un seul nœud et d'une fonction de transfert linéaire. Etant donné qu'il devrait être possible pour un apprenant de mieux réagir en SC qu'en SNC, ceci permet aux valeurs prédites de pouvoir atteindre un score supérieur au score maximum de 1 utilisé pour l'apprentissage. Nous avons utilisé 90% de 500 runs sélectionnés aléatoirement pour l'apprentissage, et 10% pour la phase de validation. Le RN a été entraîné durant 50 itérations ; ce nombre a été choisi car c'est aux alentours de 50 itérations que l'erreur ne diminue plus de manière significative. L'erreur quadratique moyenne (EQM) durant la phase de validation était de 0.0151, proche de l'EQM de 0.0126 observée en phase d'apprentissage. En d'autres termes, après 50 itérations d'apprentissage, la performance prédite par le RN était très proche des valeurs évaluées par l'expert.

Evaluation de la performance en situation critique

Une fois le RN entraîné à partir des comportements durant la SNC, nous avons pu observer les capacités du RN à transférer la structure apprise pour une SC similaire. Pour ce faire, nous avons demandé à l'expert de décrire plusieurs comportements réalistes d'apprenants en réponse à la SC précédemment décrite, en les classifiant du pire au meilleur. Etant donné que les situations critiques sont particulièrement difficiles à diagnostiquer et ce même dans des environnements entièrement contrôlés [1], nous avons demandé à l'expert d'évaluer leur performance, sans séparer les perceptions des actions. Sept comportements ont été décrits:

- Comportement 1 (B1) : Le conducteur remarque les enfants rapidement, mais ne se rend pas compte du danger potentiel. Il ne conserve pas son attention focalisée sur eux, et finit par percuter l'enfant traversant après un freinage intense mais trop tardif.
- Comportement 2 (B2) : Le conducteur va trop vite ; Il perçoit les enfants assez rapidement, puis garde son regard focalisé sur eux. Sidéré, son freinage arrive trop tard et il percute l'enfant.
- Comportement 3 (B3) : Le conducteur évolue à une vitesse moyenne, mais perçoit les enfants de manière tardive. Son temps de réaction est trop lent et son freinage pas assez fort, il percute l'enfant.
- Comportement 4 (B4) : Le conducteur ne perçoit l'enfant qu'au moment où ce dernier commence à franchir la route. Il réagit très rapidement et freine, s'arrêtant complètement à un mètre de ce dernier.
- Comportement 5 (B5) : Le conducteur perçoit les enfants juste avant que l'un d'entre eux entame la traversée. Il réagit rapidement et réduit sa vitesse de manière progressive, s'arrêtant à un peu plus d'un mètre de ce dernier.
- Comportement 6 (B6) : Le conducteur perçoit les enfants rapidement et réduit légèrement la vitesse de sa voiture. Il garde assez peu son attention sur les enfants après

ses premières perceptions, mais ralentit bien et s'arrête quand l'enfant entame la traversée.

- Comportement 7 (B7) : Le conducteur perçoit les enfants rapidement, réduit sa vitesse, continue à diriger vers les enfants des perceptions rapides, et réduit de nouveau sa vitesse de manière graduelle de manière à éviter un impact et toujours conserver une distance de sécurité importante.

Nous avons généré une série d'indicateurs correspondant à ces comportements et nous avons donné ces indicateurs en entrée au RN pour prédiction de la performance, dans un premier temps au RN entraîné sur la notation des perceptions et dans un second temps pour le réseau entraîné à noter les actions. Etant donné que nous n'avions pas de valeur de sortie désirée associée à ces comportements, le RN ne pouvait que fournir une estimation de la performance basée sur la structure apprise précédemment durant la situation non-critique. Nous avons répété cette opération 100 fois, pour les perceptions et les gestes de manière séparée. Le RN a noté les comportements tel que suit :

Behaviour	Expert Ranking	NN Action Ranking	NN Perception Ranking
B1	1	1	4
B2	2	2	2
B3	3	3	1
B4	4	4	3
B5	5	5	5
B6	6	6	6
B7	7	7	7

Table 1. Classement par performances du RN des comportements d'apprenants, en comparaison aux classements de l'expert.

Ces résultats montrent que le RN note la performance de la même manière que l'expert au niveau des actions. Pour les perceptions, les notations diffèrent. B1 est très bien notée du fait que le RN accorde une grande valeur aux perceptions rapides effectuées durant la phase 1. B4 en revanche est pénalisée par les perceptions tardives des enfants. Cependant, le réseau de neurones note toujours mieux B4 que B2 et B3. Pour B2, ceci peut être expliqué par le fait que des perceptions longues durant la phase 2 ont été décrites par l'expert, durant la phase d'apprentissage, comme des comportements novices, et donc pénalisés. Cette description est commune dans la littérature décrivant les comportements de conduite ; [17] ayant par exemple identifié le fait de produire de longues perceptions comme indices potentiels d'un phénomène de vision tunnel. Finalement, si en termes d'indicateurs fournis, B3 et B4 étaient très proches l'un de l'autre (les deux apprenants ont perçu la menace de manière tardive et avaient des valeurs similaires en ce qui concerne la longueur et le nombre de perceptions), B3 est pénalisé par les indicateurs non basés sur la perception comme par exemple le facteur de criticité (T2C) ou les indicateurs liés à son activité de freinage. Ces résultats suggèrent que la structure apprise par le RN à partir de l'évaluation d'un expert en situation non-critique peut bien être transférée pour l'évaluation de la performance en SC, étant donné que les deux situations possèdent suffisamment de similarités. De plus, la capacité du RN à différencier performance perceptive et performance gestuelle apporte un intérêt pour la génération de rétroactions adaptées. Finalement, si dans ce cas précis le nombre d'indicateurs sélectionnés était faible, nous pouvons faire l'hypothèse que l'augmentation du

nombre d'indicateurs pertinents fourni au RN devrait améliorer d'autant plus ses performances et la proximité de ses prédictions par rapport à celles de l'expert.

5 Conclusion

Dans cet article, nous avons présenté les premières étapes de notre architecture, dont l'objectif est le diagnostic des compétences non-techniques à partir de l'activité d'apprenant en situations critiques, et la génération de rétroactions adaptées étant donné ce diagnostic. Nous avons présenté les principales difficultés de cette tâche d'évaluation du point de vue d'un problème mal défini, de manière plus spécifique, la superposition des compétences techniques et non-techniques dans la même activité perceptivo-gestuelle de l'apprenant. Nous avons identifié les variations de criticité entre deux situations contextuellement similaires comme un moyen de différencier ces deux types de compétences, dans le cas de sessions d'apprentissages où les compétences techniques de l'apprenant restaient stables. A partir de ces hypothèses, nous avons proposé une architecture multicouche dans l'objectif est l'analyse comparée de la performance de l'apprenant en situation non-critique, puis critique. Nous avons décidé de réaliser une évaluation double, séparément pour les gestes et pour les perceptions, car cette connaissance nous permettra d'augmenter a posteriori la précision des rétroactions.

Nous nous sommes orientés sur l'utilisation d'un RN pour apprendre les évaluations d'un expert sur l'activité perceptive et gestuelle d'un apprenant. Ceci fut fait pour deux raisons. Premièrement, car l'application de règles symboliques ne permet pas de prendre en compte toute la complexité des liens entre perceptions et actions. Deuxièmement, parce que le nombre important de SC requises pour l'apprentissage de compétences empiriques telles que les CNT complique l'utilisation de ces méthodes, car les règles pour déterminer la performance diffèrent à chaque SC. Etant donné qu'une SC ne peut être expérimentée qu'une seule fois pour un apprenant donné, nous avons décidé d'entraîner le RN sur des SNC contextuellement similaires avant de l'utiliser pour évaluer la performance de l'apprenant durant une SC. Notre hypothèse était que la structure générale des deux situations devait s'avérer suffisamment proche pour permettre un apprentissage par transfert et une évaluation correcte de la performance de l'apprenant en SC, par le RN entraîné dans une SNC similaire. Nous avons suite à cela détaillé la construction des différentes couches d'analyse de notre modèle. Les premiers résultats expérimentaux suggèrent l'efficacité de l'apprentissage par transfert.

Nos prochains objectifs sont la comparaison de la performance entre SNC et SC pour des apprenants spécifiques, une tâche ne pouvant s'effectuer qu'à partir de données réelles générées par des comportements d'apprenants à l'intérieur de l'EV. Le delta de performance obtenu devrait servir de base au diagnostic des CNT quand pris en considération avec d'autres facteurs, tels que la compétence technique de l'apprenant, la criticité générale de la situation, ou certains éléments physiologiques comme l'évolution du rythme cardiaque ou la conductance cutanée.

References

1. Fletcher, G., Flin, R., McGeorge, P., Glavin, R., Maran, N., & Patey, R. (2003). Anaesthetists' Non-Technical Skills (ANTS): evaluation of a behavioural marker system. *British journal of anaesthesia*, 90(5), 580-588.
2. Bourrier, Y., Jambon, F., Garbay, C., Luengo, V. (Accepted): A multi-layered architecture for analysis of non-technical skills in critical situations.: *Artificial Intelligence in Education*
3. Yule, S., Flin, R., Paterson-Brown, S., & Maran, N. (2006). Non-technical skills for surgeons in the operating room: a review of the literature. *Surgery*, 139(2), 140-149.
4. Bourrier, Y., Jambon, F., Garbay, C., & Luengo, V. (2016, September). An Approach to the TEL Teaching of Non-technical Skills from the Perspective of an Ill-Defined Problem. In *European Conference on Technology Enhanced Learning* (pp. 555-558). Springer International Publishing.
5. Flin, R., Patey, R., Glavin, R., & Maran, N. (2010). Anaesthetists' non-technical skills. *British journal of anaesthesia*, 105(1), 38-44.
6. Bisseret, A. (1985). Expert computer aided decision in supervisory control. A bridge between control science and technology., 5, 2621-2626.
7. Marchand, Anne-Lise.: Les retours d'expériences dans la gestion de situations critiques. 100-113 (2011)
8. Lynch, C., Ashley, K., Aleven, V., Pinkwart, N.: Defining Ill-Defined Domains; A literature survey. In: *Proc. Intelligent Tutoring Systems for Ill-Defined Domains Workshop, ITS 2006*, pp. 1–10 (2006)
9. Fournier-Viger, P., Nkambou, R., & Nguifo, E. M. (2010). Building intelligent tutoring systems for ill-defined domains. In *Advances in intelligent tutoring systems* (pp. 81-101). Springer Berlin Heidelberg.
10. Toussaint, B. M., & Luengo, V. (2015, June). Mining surgery phase-related sequential rules from vertebroplasty simulations traces. In *Conference on Artificial Intelligence in Medicine in Europe* (pp. 35-46). Springer International Publishing.
11. Luengo, V., Vadcarr, L., Dubois, M., & Mufti-Alchawafa, D. (2006, June). TELEOS: de l'analyse de l'activité professionnelle à la formalisation des connaissances pour un environnement d'apprentissage. In *17e journées francophones d'Ingénierie des connaissances IC'2006* (pp. 101-110).
12. Crundall, D., Chapman, P., Trawley, S., Collins, L., Van Loon, E., Andrews, B., & Underwood, G. (2012). Some hazards are more attractive than others: Drivers of varying experience respond differently to different types of hazard. *Accident Analysis & Prevention*, 45, 600-609.
13. Pan, S. J., & Yang, Q. (2010). A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*, 22(10), 1345-1359.
14. Fisher, D. L., Laurie, N. E., Glaser, R., Connerney, K., Pollatsek, A., Duffy, S. A., & Brock, J. (2002). Use of a fixed-base driving simulator to evaluate the effects of experience and PC-based risk awareness training on drivers' decisions. *Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society*, 44(2), 287-302.
15. Nair, V., & Hinton, G. E. (2010). Rectified linear units improve restricted boltzmann machines. In *Proceedings of the 27th international conference on machine learning (ICML-10)* (pp. 807-814).