



**HAL**  
open science

# CONTRÔLE MUTUEL POUR L'AIDE A L'ECO-CONDUITE SÛRE ET PONCTUELLE EN SIMULATION FERROVIAIRE

Loïc Hombert, Sylvain Sion, Salvatore La Delfa, Frédéric Vanderhaegen

► **To cite this version:**

Loïc Hombert, Sylvain Sion, Salvatore La Delfa, Frédéric Vanderhaegen. CONTRÔLE MUTUEL POUR L'AIDE A L'ECO-CONDUITE SÛRE ET PONCTUELLE EN SIMULATION FERROVIAIRE. Congrès Lambda Mu 21 “ Maîtrise des risques et transformation numérique : opportunités et menaces ”, Oct 2018, Reims, France. hal-02074000

**HAL Id: hal-02074000**

**<https://hal.science/hal-02074000v1>**

Submitted on 20 Mar 2019

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

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

# CONTRÔLE MUTUEL POUR L'AIDE A L'ECO-CONDUITE SÛRE ET PONCTUELLE EN SIMULATION FERROVIAIRE

## MUTUAL CONTROL TO SUPPORT SAFE AND ON-TIME ECO-DRIVING APPLIED TO RAIL SIMULATION

**Hombert Loïc, Sion Sylvain, La Delfa Salvatore, et Vanderhaegen Frédéric**

Univ. Valenciennes, LAMIH, UMR 8201, CNRS  
Le Mont Houy, 59313, Valenciennes Cedex 9

### **Résumé**

Cette communication présente un simulateur numérique de conduite de train permettant d'assister le conducteur pour optimiser la consommation énergétique au regard d'autres critères tels que la sécurité, le respect des horaires et le respect du confort des passagers. Le système d'aide est basé sur le principe d'apprentissage par effet miroir qui consiste à copier tout ou partie des données observées et de les mettre en relation avec une position du manipulateur. Celle-ci permet de ralentir, stopper ou accélérer le train. La base de connaissances de ce système est mise à jour a posteriori en prenant en compte les comportements réels des conducteurs de train afin d'optimiser la consommation énergétique, et d'assurer la sécurité du réseau, des voyageurs et des tiers, et garantir le service de transport.

### **Summary**

This article presents a train driving simulation that provides human driver with an eco-driving support including criteria such as electrical consumption, safety, train timetable respect, passenger comfort respect. The support system is based on the effect mirror learning principle that consists in copying all or part of observed data from human behaviors and to make them in relation with the traction manipulator position. The manipulator position aims at stopping, moving, slowing down the train. The knowledge base of the proposed system is handled a posteriori by taking into account the real driver behaviors in order to optimize the electrical consumption and to guarantee the rail network safety, the passengers comfort, and the transportation service.

## **1. Introduction**

L'autonomie d'un système est basée sur trois paramètres principaux : ses compétences ou connaissances, ses disponibilités et ses possibilités d'action (Vanderhaegen, 2012). Les connaissances peuvent être incomplètes, erronées ou contradictoires, et la disponibilité peut être temporaire ou permanente, estimée à partir de méthodes quantitatives, qualitatives ou subjectives de la charge de travail mentale par exemple (Vanderhaegen, 1999a). Les possibilités d'action sont relatives aux autorisations, aux prescriptions ou aux éventuelles actions imprévues. Elles définissent le degré de flexibilité ou de rigidité du système.

Lorsque l'autonomie d'un système est incomplète ou insuffisante, des modes de coopération ou d'apprentissage peuvent être mis en œuvre (Vanderhaegen, 2003). La coopération permet, par exemple, à un décideur donné, d'allouer des tâches à d'autres lorsqu'il n'a pas les connaissances nécessaires, qu'il n'est pas disponible ou qu'il n'a pas les autorisations requises pour les réaliser. Les techniques d'apprentissage peuvent alors être mises en œuvre individuellement ou collectivement (Enjalbert et al., 2017 ; Vanderhaegen et al., 2014).

Le contrôle mutuel de tâches fait appel aux principes de coopération et d'apprentissage. Or, les connaissances d'outils d'aide à la décision sont souvent statiques sans prendre en compte les possibles interférences ou contradictions entre connaissances humaines, techniques ou organisationnelles (Vanderhaegen, 2014, 2017). Le principe d'apprentissage par effet miroir permet de prendre en compte d'éventuelles erreurs de connaissances d'un système technique en copiant tout ou partie des données associées à des comportements humains réels (Vanderhaegen, 2016). Cet article étend ce principe en développant le concept de miroir déformant et sélectif. Le miroir déformant permet d'identifier un nouveau scénario optimal en comparant différentes situations extrapolées à partir de données réelles. Le miroir sélectif permet de sélectionner une partie des données réelles tout au long d'une activité donnée. La première partie de cet article

détaille l'apprentissage par l'effet déformant et la partie suivante propose une validation de la proposition.

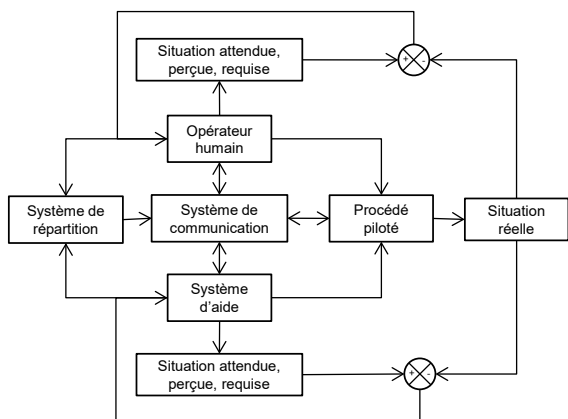
## **2. Principe du contrôle mutuel**

Un contrôle mutuel permet de faire interagir au moins deux décideurs pour résoudre une tâche donnée. L'action est mutualisée suivant différents modes :

- Le mode synchronisé : chacun contribue à la réalisation de tâches. Le travail peut être fait en parallèle ou en séquentiel.
- Le mode partagé : chacun met à la disposition de l'autre ses ressources cognitives ou matérielles afin de pallier un manque de connaissances, de disponibilités ou de possibilités d'action.
- Le mode différé : il s'agit d'une démarche prospective de mises à disposition ou d'exploitations des capacités des décideurs.

La mutualisation des connaissances ou du matériel nécessite des systèmes de communication et de répartition pour éviter des conflits décisionnels (Vanderhaegen, 1999b, 2003). Le contrôle mutuel développé dans cet article concerne un opérateur humain et un système d'aide, Figure 1. A partir d'écart entre les situations perçues, attendues ou prescrites avec les situations réelles, ces systèmes de répartition contribuent à corriger les erreurs de perception ou de décision, ou à déterminer l'allocation optimale entre les décideurs, ou à aider à revoir les stratégies ou les modes opératoires de chacun d'eux, par exemple. A partir de l'autonomie d'un décideur, i.e. en fonction de ses connaissances, ses disponibilités ou ses possibilités d'action, le contrôle mutuel cherche à optimiser des critères de performance tels que la sécurité, la charge de travail humaine, la qualité ou la production de services, etc. Ainsi, un décideur peut avoir toutes les connaissances requises pour traiter une situation mais ne pas être disponible, ou il peut être disponible et compétent mais pas autorisé à intervenir. Toutes ces situations de blocage sont à prendre en considération dans le cadre d'un contrôle mutuel. Comparativement à la notion d'erreur humaine qui envisage la capacité humaine à ne pas réaliser

correctement des tâches prescrites ou supplémentaires, dans des conditions données, et ce sur un intervalle de temps ou à un instant donné (Vanderhaegen, 2017), le contrôle mutuel doit s'intéresser aux tâches additionnelles, imprévues ou sans précédent où la créativité des décideurs est un atout pour résoudre de tels problèmes. La résolution par tâtonnement ou par attente sont des exemples de contrôle de situations pouvant être gérées mutuellement afin de déterminer une solution rapidement (Vanderhaegen et al., 2011).



**Figure 1.** Contrôle mutuel entre un opérateur humain et un système d'aide

Le système de répartition peut se définir au travers de ses objectifs (e.g., l'objet à répartir, les contraintes et les degrés d'automatisation), Table 1. Les objectifs de cette répartition sont liés aux caractéristiques des capacités de prévention ou de récupération d'un décideur, ainsi qu'aux erreurs affectant ses capacités. Il s'agit d'améliorer les performances du système homme-machine, en augmentant les capacités d'un décideur et/ou en facilitant son activité par l'intervention d'un autre.

Objectifs	Augmentation/Facilitation Prévention/Récupération
Objets	Fonction/Tâche/Action Donnée/Ressource/Connaissance/But
Contraintes	Interruptible/Ininterruptible Récupérable/Irrécupérable Unique/Multiple Locale/Commune Séquentielle/Simultanée
Degré d'automatisation	Manuel/Automatique Statique/Dynamique
Contrôles dynamiques	Explicite/Implicite Préemptif/Définitif Interne/Externe/Mixte

**Table 1.** Exemples de caractéristiques d'un système de répartition en contrôle mutuel.

L'objet à répartir varie en fonction de ces objectifs. Il peut être une fonction du procédé piloté, une tâche pour la mise en œuvre de cette fonction, ou une action sur le procédé pour modifier le comportement de celui-ci. Il peut s'agir d'une partie d'une fonction, d'une tâche ou d'une action. Une donnée, une ressource, une connaissance ou un but peuvent également être l'objet d'une répartition afin qu'un moyen puisse réaliser une fonction, une tâche ou une action. Ils peuvent être affectés à des moyens différents capables de les exploiter.

La répartition de l'objet dépend des caractéristiques de celui-ci. Elle peut être :

- Interruptible si cette répartition peut être interrompue ou ininterruptible dans le cas contraire ;
- Récupérable si cette répartition peut être corrigée ou irrécupérable dans le cas contraire ;
- Unique si cette répartition concerne les mêmes décideurs ou multiple dans le cas contraire ;

- Locale si cette répartition n'implique que les décideurs d'un même niveau organisationnel ou commune si elle concerne les décideurs de différents niveaux ;
- Séquentielle s'il s'agit de répartir une à une chacune des étapes successives de la répartition d'un objet ou simultanée si l'affectation concerne l'ensemble de ces étapes.

A partir de ces contraintes de répartition, l'activation de la répartition d'un objet donné peut s'effectuer selon des degrés différents d'automatisation :

- Mode manuel et mode automatique. Dans le mode manuel, l'opérateur humain contrôle l'activation de la répartition, alors que dans le mode automatique, c'est un système automatisé.
- Mode statique et mode dynamique. Pour le mode statique, deux ensembles prédéfinis sont déjà identifiés : celui des objets alloués à l'opérateur humain et celui des objets réservés au système d'aide. Le mode dynamique est une répartition adaptative dans la mesure où un objet est affecté au décideur qui a, à ce moment-là, les ressources matérielles et/ou cognitives disponibles pour le traiter.
- Mode explicite et mode implicite. Le mode explicite est un mode manuel dynamique et le mode implicite est un mode automatique dynamique.
- Mode préemptif et mode définitif. Ces modes sont particuliers au mode dynamique. Le mode préemptif prend en compte la possibilité de modifier l'allocation initiale d'un objet, à savoir d'interrompre la transformation d'un objet alloué à un décideur pour l'affecter à un autre. Dans le mode définitif, cette réallocation est impossible.
- Modes interne, externe ou mixte. Le mode interne concerne les organisations dans lesquelles les décideurs appartiennent au même niveau décisionnel alors que le mode externe peut être appliqué à des organisations à plusieurs niveaux décisionnels dans lesquelles un niveau supérieur décide de la répartition des objets entre les décideurs d'un niveau inférieur. Le mode mixte combine les deux modes et s'applique aux organisations décomposées horizontalement et verticalement.

La communication permet d'intégrer l'activité d'un décideur et ses résultats dans ceux d'un autre et peut s'organiser de diverses façons en engageant un processus interactif pour 1) expliquer telle ou telle démarche de raisonnement, 2) confronter plusieurs raisonnements conflictuels, 3) solliciter une aide particulière, ou 4) simplement informer un décideur des intentions de l'autre, Table 2. L'intégration de l'activité d'un décideur dans celle d'un autre par la communication est liée aux moyens que ces décideurs utilisent pour interagir : intégration observable vs inobservable, intégration verbale vs non-verbale, intégration directe non-médiatisée vs médiatisée, intégration formelle vs informelle, intégration avec accusé de réception vs sans accusé de réception, etc. Ces communications s'organisent temporellement (i.e. communications séquentielles, simultanées, différées ou à la demande), géographiquement (i.e. communications à distance ou de proximité), et en fonction de l'implication des décideurs (i.e. communications à tous les décideurs ou à une partie d'entre eux).

Objectif	Explicatif/Confrontatif Sollicitatif/Informatif
Intégration	Observable/Inobservable Verbale/Non verbale Non médiatisée/Médiatisée Formelle/Informelle Avec accusé réception/Sans accusé Réception
Organisation	Séquentielle/Simultanée En différé/A la demande Distante/De proximité Totale/Partielle

**Table 2.** Exemples de caractéristiques d'un système de communication en contrôle mutuel.

Ces démarches ont été étudiées et validées pour la conception de systèmes d'aide au diagnostic de dérangements téléphoniques (Vanderhaegen et al., 04) ou d'aide à la décision pour le contrôle de trafic aérien (Vanderhaegen, 1999b).

Le contrôle mutuel est confronté aux problèmes de la dynamique des connaissances, des disponibilités ou des possibilités d'action des décideurs. Ceux-ci ont leur propre base de référence permettant de déterminer la situation perçue, attendue ou requise qui peut diverger de la situation réelle. Des conflits peuvent aussi apparaître entre les perceptions, les attentes ou les prescriptions des décideurs. Le système de communication permet de limiter ces divergences. L'espace de travail commun est un des supports techniques d'optimisation de la communication entre décideurs pour contrôler ces risques (Jouglet et al., 2003). Toutefois, cette démarche ne prend pas en compte l'existence éventuelle d'espaces multiples de travail commun avec la possibilité de conflits entre ces référentiels. Ces types de conflits sont appelés dissonances et peuvent générer des conséquences négatives ou positives (Vanderhaegen et al., 2017 ; Vanderhaegen, 2017 ; Qiu et al., 2017).

Cet article propose d'étendre le principe d'apprentissage par effet miroir afin de mettre en œuvre les modes partagé et différé du contrôle mutuel. Les erreurs de connaissances peuvent ainsi être corrigées dans le système d'aide en s'inspirant des comportements réels des opérateurs humains. Le système de répartition est prédéfini : l'opérateur humain est censé suivre les prescriptions du système d'aide. Celles-ci peuvent être non-optimales et sont améliorées à partir de données réelles sur les comportements humains.

### 3. Principe d'apprentissage par miroir déformant

Le principe général de l'apprentissage par effet miroir est schématisé dans la Figure 2.

L'acquisition des données de terrain sur un intervalle de temps  $[0, t_j]$  et leur formatage sur  $[t_{i-n}, t_i]$  permettent de mettre à jour une base de scénarios  $K$  à partir des entrées précédentes et des sorties courantes  $(I_{i-1}, O_i)$ , et de prédire les sorties  $O_{i+1}$  suivantes. La base  $K$  est une matrice comprenant les relations entre les entrées et les sorties.

Les vecteurs d'entrée  $I_i$  de  $K$  concernent les données observées à l'itération courante  $i$ . Par conséquent,  $I_i$  combine les informations notées *Datain* depuis l'itération 1 jusqu'à l'itération  $i-n$  avec  $n \leq i$  :

$$I_i = \text{Datain}(t_{i-n}) \cup \dots \cup \text{Datain}(t_i) \quad \{1\}$$

Dans un vecteur de relation entre entrées et sorties  $(I_i, O_{i+1})$ ,  $O_{i+1}$  est la sortie associée à l'itération  $i+1$  et contient un seul groupe de données :

$$O_{i+1} = \text{Dataout}(t_{i+1}) \quad \{2\}$$

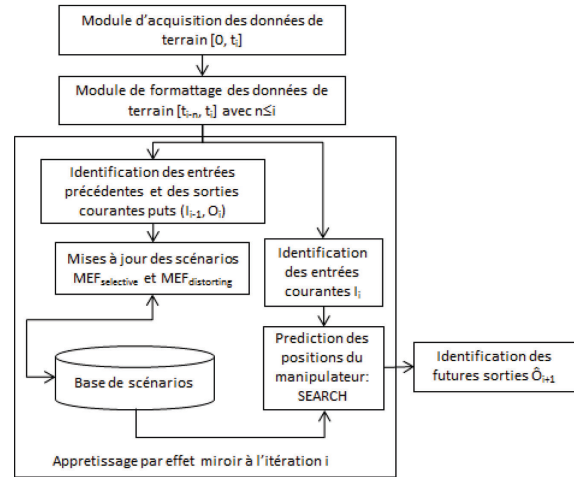


Figure 2. Principe de l'apprentissage par effet miroir

La consommation électrique instantanée d'un véhicule  $CONS(t)$  est calculée en fonction de la vitesse courante  $v(t)$  et de la traction électrique  $u(t)$  sur un intervalle de temps  $[0, 1]$  car le délai entre deux itérations est d'une seconde :

$$CONS(t) = \int_0^1 v(t) \cdot u(t) \cdot dt \quad \{3\}$$

La formule peut être simplifiée comme suit :

$$CONS(t) = v(t) \cdot u(t) \quad \{4\}$$

La force  $u(t)$  est positive pour une traction et négative pour un freinage. Une force positive va générer une consommation et un freinage une récupération énergétique sur le réseau d'exploitation. Différentes hypothèses peuvent être étudiées. Par exemple, dans (De Martinis, Gallo, 2013), l'énergie au freinage est récupérée à 100% et réinjectée dans le réseau électrique alors que dans (La Delfa, 2017), cette récupération n'est pas prise en compte pour se concentrer sur l'aide à la conduite économe chez un conducteur.

La démarche présentée dans cet article applique la deuxième approche. A une itération donnée  $i$ , la base de scénarios  $K$  contient des entrées  $I_i$  associées à l'évolution de la vitesse depuis une date de départ  $t_i$  jusqu'à la date courante  $t_i$ . Par conséquent,  $\text{datain}(t_i) = v(t_i)$  et la variable  $n$  n'est pas constante mais varie de la première itération 1 jusqu'à la dernière itération  $max$  :

$$I_i = v(t_1) \cup v(t_2) \cup \dots \cup v(t_i) \quad \{5\}$$

La base de scénarios  $K$  regroupe les connaissances individuelles  $K_{OH}$  associées aux données de terrain. La base de ces connaissances individuelles est une matrice contenant différents vecteurs  $(I, O)$  :

$$K_{OH} = \begin{bmatrix} I_1 & O_2 \\ I_2 & O_3 \\ \dots & \dots \\ I_{max} & O_{max+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v(t_1) & u(t_2) \\ v(t_1) & v(t_2) & u(t_3) \\ \dots & \dots & \dots \\ v(t_1) & \dots & v(t_{max}) & u(t_{max+1}) \end{bmatrix} \quad \{6\}$$

Toutes les bases individuelles sont identiques et une ligne d'une matrice contient le même nombre de colonne que la même ligne d'une autre matrice. Une colonne représente les séquences successives de données ou des données apparaissant aux mêmes dates.

Une fonction  $SEARCH(I_i, K)$  cherche la ligne  $I_{win}$  qui a le même nombre d'entrées que  $I_i$ . Elle utilise la distance de Manhattan pour chercher la ligne qui se rapproche le plus de  $I_i$ . La sortie correspondant à cette même ligne  $O_{win+1}$  est considérée comme la sortie  $\hat{O}_{i+1}$  à obtenir pour la position du manipulateur pour la prochaine itération :

$$\begin{aligned} \hat{O}_{i+1} &= SEARCH(I_i, K): \\ \exists (I_{win} \cup O_{win+1}) \in K, \forall (I_p \cup O_{p+1}) \in K, \\ Card(I_i) &= Card(I_p), I_{win} = I_p, \hat{O}_{i+1} = O_{win+1} \end{aligned} \quad \{7\}$$

Deux fonctions d'apprentissage par effet miroir sont implémentées : 1) la fonction de miroir sélectif  $MEF_{selective}(I_i, O_{i+1}, K)$  utilisée tout au long d'une activité de conduite par exemple, et 2) la fonction de miroir déformant  $MEF_{distorting}(K)$  pour adapter les connaissances en fin de parcours afin de les optimiser dans le cas où le train est en retard. La modification de la base de scénarios dépend de l'amélioration de la consommation, du respect des limites d'accélération ou de décélération  $ACC_{max}$  sur un intervalle de temps d'une seconde, et du respect de la limitation de vitesse  $SP_{max}$  :

$$\begin{aligned} (I_{win} \cup O_{win+1}) &= MEF_{selective}(I_i, O_{i+1}, K): \\ \exists (I_{win} \cup O_{win+1}) \in K, \exists (I_p \cup O_{p+1}) \in K, \\ i > 1, Card(I_i) &= Card(I_p), I_{win} = I_p, \\ ((I_{win}(t_i) \cdot O_{win}(t_i)) > I_i(t_i) \cdot O_i(t_i), (I_{win} \cup O_{win+1}) &= (I_i \cup O_{i+1})), \\ (|I_{win}(t_i) - I_{win}(t_{i-1})| > ACC_{max}, I_{win}(t_i) &= I_{win}(t_{i-1}) + ACC_{max}), \\ (I_{win}(t_i) > SP_{max}, I_{win}(t_i) &= SP_{max}) \end{aligned} \quad \{8\}$$

A la fin d'une expérimentation, l'itération finale  $i$  est égale à  $max$ , i.e.  $t_{max}$  est le temps maximum de la date d'arrivée. Si  $i < max$ , alors le train est en avance, et si  $i > max$  alors il est en retard. Quand  $i > max$ ,  $(I_{max}(t_{max}), O_{max+1}(t_{max+1}))$  est remplacé par  $(I_i(t_i), O_{i+1}(t_{i+1}))$  et la fonction à effet déformant est activée afin de chercher la nouvelle base de scénarii associée au respect des horaires. La récupération des retards s'exprime en termes de distance maximum à parcourir par le train  $DIS_{max}$ .

La fonction  $MEF_{distorting}(K)$  modifie les entrées et les sorties de  $K$  depuis  $i+2$  à  $i=max$ , en respectant les limitations de vitesse, d'accélération et de décélération et une consommation optimale. Elle intègre donc un modèle de train  $M(I_i(t_i))$  pour déterminer la force  $O_i(t_i)$  en fonction de la vitesse  $I_i(t_i)$ . Ce modèle est présenté dans (La Delfa et al., 2016). Un vecteur de coefficients  $\alpha_{max} = (\alpha_2(t_2), \alpha_3(t_3), \dots, \alpha_{max}(t_{max}))$  pour lequel  $\alpha_i(t_i) \in ]1; 1,10]$  permet d'identifier les nouvelles vitesses et forces associées afin d'optimiser le respect des horaires, les limitations de vitesse, et les contraintes d'accélération, de décélération et de limiter la consommation :

$$\begin{aligned} K &= MEF_{distorting}(K): \\ \exists \alpha_{max}, \forall \alpha_{max}(t_i) \in \alpha_{max}, i > 1, \alpha_{max}(t_i) &\in ]1; 1,10], \\ ((\sum_{i=2}^{max} |\alpha_{max}(t_i) \cdot v_i(t_i) - \alpha_{max-1}(t_{i-1}) \cdot v_{i-1}(t_{i-1})| &\leq DIS_{max}), \\ (\sum_{i=2}^{max} \alpha_{max}(t_i) \cdot v_i(t_i) \cdot M(\alpha_{max}(t_i) \cdot v_i(t_i) < \sum_{i=2}^{max} v_i(t_i) \cdot u_i(t_i))), \\ (|\alpha_{max}(t_i) \cdot v_i(t_i) - \alpha_{max}(t_{i-1}) \cdot v_{i-1}(t_{i-1})| &\leq ACC_{max}), \\ (\alpha_{max}(t_i) \cdot v_i(t_i) &\leq SP_{max}), \\ (\forall (I_p \cup O_{p+1}) \in K, 1 < p < max+1, \\ (\forall I_p(t_p) \in I_p, (I_p(t_p) &= \alpha_{max}(t_p) \cdot I_p(t_p), \\ O_p(t_p) &= M(\alpha_{max}(t_{p-1}) \cdot I_{p-1}(t_{p-1}))) \end{aligned} \quad \{9\}$$

Ce formalisme a été implémenté dans une plateforme de simulation ferroviaire présentée ci-après.

#### 4. Validation expérimentale

Un jeu sérieux a été développé pour mettre en place un protocole expérimental avec 6 sujets. Ces derniers devaient respecter en temps-réel, la consigne de la position du manipulateur, Figure 3. La position du manipulateur est associée à la propulsion du train quand il est au-dessus de la position neutre (i.e., position 0), et au freinage quand il est en dessous. Sa position est gérée via le clavier pour l'instant. Les conducteurs sont invités à optimiser leur consommation électrique en respectant un temps d'arrivée maximum (i.e.  $t_{max}=266,66$  s et  $DIS_{max}=4$  km), une vitesse limite (i.e.  $SP_{max}=15$  ms<sup>-1</sup>) et une accélération ou décélération limite (i.e.  $ACC_{max}=1$  ms<sup>-2</sup>).

Le premier conducteur n'a pas de consigne puisque ce sont ses données qui serviront à calculer les profils de la position du manipulateur pour le conducteur suivant. A chaque passation après le premier conducteur, la base de scénarios est mise à jour en optimisant les critères de sécurité et de confort (i.e., respect des limitations de vitesses, respect des accélérations et décélération maximum) et le critère du respect des horaires, la priorité étant donnée à la sécurité. La fonction  $MEF_{selective}$  est utilisée tout au long d'une expérimentation afin d'optimiser les positions successives du manipulateur. La fonction  $MEF_{distorting}$  est utilisée en fin d'expérimentation pour tenter de déterminer de nouvelles positions optimales par rapport au scénario qui vient d'être réalisé par un conducteur. Même si un conducteur n'a pas amélioré la consommation globale, il est possible de déterminer des sous-parties optimales pouvant être intégrées dans la base de scénarii finale qui servira pour le prochain conducteur.

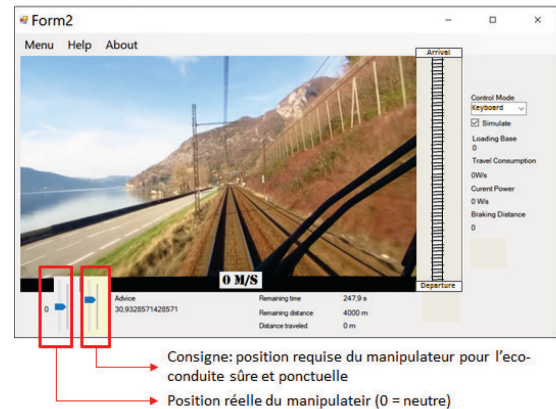


Figure 3. Jeu sérieux pour l'éco-conduite ferroviaire

La figure 4 présente les résultats de la campagne expérimentale en termes de consommation énergétique. Sur chaque histogramme, excepté le premier, la barre de gauche en bleu correspond à la consommation énergétique calculée à partir des consignes de position du manipulateur de la base de scénarii.





Figure 4. Résultats sur la consommation électrique

La barre du milieu en rouge est la consommation réelle des conducteurs. Les données associées à cette consommation permettent de mettre à jour la base de scénarii afin d'améliorer les critères de performance pour la prochaine expérimentation. La barre de droite correspond alors à la consommation prévue avec les nouvelles positions du manipulateur de la base de scénarii.

Au fur et à mesure des passations, depuis la première jusqu'à la sixième, les modifications des consignes de position du manipulateur permettent d'améliorer la consommation, Figure 4.

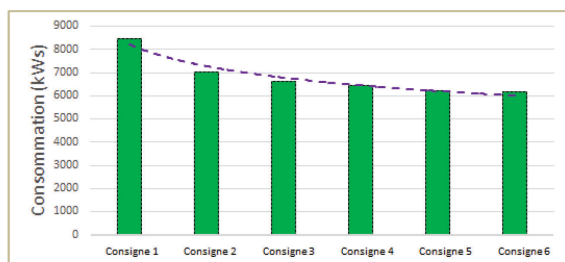


Figure 4. Amélioration de la consommation électrique

Les avances sur le planning n'ont pas été traitées et les retards ont été quasi-inexistants pour le parcours proposé. La consommation électrique suite à ces améliorations successives semble montrer une convergence de la consommation vers un optimum.

## 5. Conclusion

Cet article a défini les principes de base pour un contrôle mutuel de la consommation électrique d'un train entre opérateur humain et système d'aide. Celui-ci est basé sur l'apprentissage par effet miroir. Deux miroirs ont été spécifiés : un miroir sélectif pour sélectionner une partie des données réelles et un miroir déformant pour déformer la réalité et trouver des profils de vitesse pouvant optimiser la consommation. Les résultats sont encourageants puisqu'ils montrent une amélioration de la consommation au fur et à mesure des différentes passations, sans affecter la sécurité, les horaires prévus, ou le confort des passagers. La contribution humaine dans cette recherche d'optimalité se limite à la prise en compte des comportements réels dans la modification des connaissances du système d'aide.

Les perspectives des travaux concernent donc la prise en compte des connaissances humaines pour optimiser en temps réel les profils de vitesse d'éco-conduite. Il s'agira par exemple d'identifier manuellement les parties à risques d'un parcours et d'adapter les consignes en fonction de l'expérience du conducteur.

## 6. Remerciements

Ces travaux ont été réalisés dans le cadre du projet régional AIRR COMPETISES (Actions d'Initiatives Régionales pour la Recherche – Contrôle pédagogique de tâches de conduite par systèmes automatisés) de la région Hauts-de-France et dans le cadre des activités du GIS GRAISyHM (Groupement d'Intérêt Scientifique en Automatisation Intégrée et Systèmes Homme-Machine). Les auteurs remercient le support de ces organismes.

## 7. Références

- De Martinis, V., Gallo, M. (2013). Models and methods to optimise train speed profiles with and without energy recovery systems: a suburban test case. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 87, 222 – 233.
- Enjalbert, S., Vanderhaegen, F. (2017). A hybrid reinforced learning system to estimate resilience indicators. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 64, 295-301.
- Jougllet, D., Piechowiak, S., Vanderhaegen, F. (2003). A shared workspace to support man-machine reasoning: application to cooperative distant diagnosis. *Cognition, Technology and Work*, 5, pp. 127-139.
- La Delfa, S. (2017). SECAAC : Système d'Eco-Conduite Auto-Adaptatif au Conducteur. Thèse de doctorat, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambrésis, Valenciennes, France.
- La Delfa, S., Enjalbert, S., Polet, P., & Vanderhagen, F. (2016). Eco-driving command for tram-driver system. *IFAC-PapersOnLine*, 49(19), 444-449.
- Qiu, S., Rachedi, N., Sallak, M., Vanderhaegen, F. (2017). A quantitative model for the risk evaluation of driver-ADAS systems under uncertainty. *Reliability Engineering and Safety System* (in press), 167, 184-191.
- Rangra, S., Sallak, M., Schön, W., Vanderhaegen, F. (2017). A Graphical Model Based on Performance Shaping Factors for Assessing Human Reliability. *IEEE Transactions on Reliability*, 66 (4), 1120-1143.
- Vanderhaegen, F. (1999a) Toward a model of unreliability to study error prevention supports. *Interacting With Computers*, 11, 575-595.
- Vanderhaegen, F. (1999b). Cooperative system organisation and task allocation : illustration of task allocation in air traffic control. *Le Travail Humain*, 62, 197-222.

Vanderhaegen, F. (2003). Analyse et contrôle de l'erreur humaine. Paris: Hermès Science Publication.

Vanderhaegen, F. (2012). Cooperation and learning to increase the autonomy of ADAS. *Cognition Technology & Work*, 14 (1), pp. 61-69.

Vanderhaegen, F. (2014). Dissonance engineering: a new challenge to analyse risky knowledge when using a system. *International Journal of Computers Communications & Control*, 9(6), 750-759.

Vanderhaegen, F. (2016). Mirror effect based learning systems to predict human errors - Application to the Air Traffic Control. *IFAC-PapersOnLine*, 49(19), 295–300.

Vanderhaegen, F. (2017). Toward increased systems resilience: new challenges based on dissonance control for human reliability in Cyber-Physical&Human Systems. *Annual Reviews in Control*, 44, 316-322.

Vanderhaegen, F., Caulier, P. (2011). A multi-viewpoint system to support abductive reasoning. *Information Sciences*, 181, 5349-5363.

Vanderhaegen, F., Carsten, O. (2017). Can dissonance engineering improve risk analysis of human-machine systems? *Cognition Technology & Work*, 19(1), 1–12.

Vanderhaegen, F., Jouglet, D., Piechowiak, S. (2004). Human-reliability analysis of cooperative redundancy to support diagnosis. *IEEE Transactions on Reliability*, 53, 458-464.

Vanderhaegen, F., Zieba, S. (2014). Reinforced learning systems based on merged and cumulative knowledge to predict human actions. *Information Sciences*, 276(20), 146-15