

Coopération entre système d'inférence et système de reconnaissance ; détection de situations dangereuses dans un carrefour à feux
Saunier N., Midenet S., Grumbach A.
Génie Logiciel, n°71, pp 20-24, 2004

Coopération entre système d'inférence et système de reconnaissance ; détection de situations dangereuses dans un carrefour à feux

Nicolas SAUNIER (1)(2), Sophie MIDENET (1), Alain GRUMBACH (2)

1. GRETIA Laboratoire Génie des Réseaux de Transport et Informatique Avancée

INRETS Institut National de Recherche sur les Transports et leur Sécurité

94114 Arcueil, France

2. INFRES Département Informatique et Réseaux

ENST Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications

46 rue Barrault

75634 Paris, France

Téléphone : (33) 1 47 40 72 92

Fax : (33) 1 45 47 56 06

Courriel: nicolas.saunier@inrets.fr

Résumé

Nous présentons un système de détection de situations potentiellement dangereuses dans un carrefour urbain commandé par des feux. Dans le but de confronter les effets de commandes de feux différentes (à temps fixe ou adaptatives temps réel), nous cherchons à évaluer et comparer les conditions du partage de l'accès des véhicules au centre du carrefour, partage géré par chaque couple de feux antagonistes. Nous avons développé un système d'observation qui détecte les

interactions entre véhicules puis qualifie leur sévérité. Le système se fonde sur l'état des feux à chaque instant et sur l'analyse de mesures issues de capteurs vidéo qui fournissent chaque seconde des images de détection de présence de véhicules sur la chaussée.

Nous montrons comment les techniques utilisées pour l'interprétation de ces diverses sources de mesures combinent systèmes d'inférence et systèmes de reconnaissance. Un premier module à base de règles détecte les occurrences de deux catégories d'interaction. Un second module apprend alors à leur associer un indicateur de sévérité fourni par un expert. Une méthode d'apprentissage incrémental par sélection de données dans un flux a été développée à cet effet.

Mots-clés

Règles d'inférence, apprentissage incrémental, sélection de données, carrefour à feux, exposition au risque

Dans cet article nous présentons nos travaux sur la détection de situations dangereuses dans un carrefour à feux et sur les méthodes développées dans ce cadre qui mettent en œuvre une coopération entre système d'inférence et système de reconnaissance. Nous exposons tout d'abord la problématique transport et le système expérimental que nous avons conçu pour la traiter. Nous montrons comment le développement d'un système de détection des interactions en zone de conflit nous a conduit à mettre en œuvre des méthodes d'interprétation de données capteurs où coopèrent différents types de processus à différents niveaux de description.

1 La problématique transport

Cette étude s'inscrit dans le domaine de l'exploitation du trafic urbain et de la gestion des carrefours à feux. Nous étudions les méthodes de commande de feux adaptatives temps réel, caractérisées par une réactivité instantanée au trafic – à la seconde -. Ces commandes déterminent en permanence la couleur des feux à appliquer, de manière à minimiser l'attente des véhicules. Cette optimisation se fait grâce à la connaissance instantanée du trafic que le carrefour est en train d'écouler. Notre équipe à l'INRETS s'intéresse à la fois à la mise au point d'une telle commande et à l'évaluation de ses conséquences sur le trafic. Ainsi elle a conçu et développé la commande CRONOS [2]. Nous cherchons à évaluer par des tests en vraie grandeur les effets induits par cette commande temps réel, en terme de fluidité [3], de coûts environnementaux [7], ou comme c'est le cas dans l'application présentée ici, en terme d'exposition au risque.

Nous nous sommes dotés de moyens expérimentaux qui permettent d'appréhender la dynamique instantanée du trafic, afin de commander les feux en conséquence et d'analyser les effets de la commande sur le trafic. Nous décrivons en partie 2 l'équipement réalisé sur un carrefour du Val de Marne, avec le déploiement de capteurs vidéo et le développement d'une chaîne de commande du contrôleur des feux. Une expérimentation de plusieurs mois a été réalisée au cours de laquelle

différentes commandes de feux étaient appliquées sur ce carrefour par phases de demi-journées. Chaque phase a donné lieu à l'enregistrement complet de la scène (mesures de trafic, images vidéo, feux).

Nous avons ainsi constitué deux bases de données de scènes de trafic, l'une relative à la commande temps réel CRONOS et l'autre à une commande de référence. Chacune de ces bases contient plus de 130 heures de scènes de trafic, enregistrées sous des conditions variées mais comparables (trafic, luminosité, etc...). La commande de référence est développée par les exploitants de la voirie, la DDE du Val de Marne ; il s'agit d'une commande de type micro-régulation, basée sur un plan de feux avec prolongement possible des phases de vert en fonction du trafic détecté par les boucles électromagnétiques disposées sur les tronçons d'entrées.

Grâce à l'analyse automatique de ces deux bases, nous voulons comparer différents indicateurs pertinents pour tel ou tel aspect du fonctionnement du carrefour, indicateurs à élaborer à partir des données enregistrées sur le trafic (capteurs vidéo, capteurs boucles, feux).

Ainsi pour les aspects liés à la sécurité, nous cherchons à mesurer les effets de la commande temps réel sur le niveau de risque des usagers. Il s'agit d'évaluer dans quelle mesure l'application de la commande CRONOS modifie le comportement de traversée du carrefour dans un sens qui aurait des effets sur le niveau de risque des usagers.

Notre contexte expérimental et méthodologique nous fait aborder cette question complexe dans le cadre suivant :

- nous ne cherchons à quantifier que le risque lié au mode de régulation des feux, et dans un objectif de comparaison entre deux commandes de feux;
- seuls les usagers de véhicules motorisés sont traités (les usagers piétons par exemple ne sont pas détectés) ;
- les données que l'on exploite n'ont pas été développées spécifiquement pour une évaluation sur la sécurité, mais alimentent différentes fonctions de gestion du trafic; il s'agit de pouvoir en extraire toute l'information pertinente pour construire nos indicateurs.

L'influence de la commande de feux sur le trafic est d'abord analysée à travers les comportements d'approche et de franchissement des lignes de feux, mais nous avons souhaité analyser également les interactions au centre du carrefour, en nous inspirant des techniques de relevés de conflits de trafic [8][6]. Un conflit de trafic est une situation dans laquelle deux véhicules sont sur une trajectoire de collision mais réussissent à l'éviter [13]. Nous nous référons en particulier aux travaux de Svensson qui élargit l'étude des conflits à des interactions moins sévères [11].

Si l'objectif d'une régulation par les feux est d'abord d'éviter les conflits entre les véhicules provenant de flux antagonistes, l'élaboration d'indicateurs qui caractérisent leurs interactions dans la zone de conflit permet de hiérarchiser les commandes dans la réalisation de cet objectif. Ce sont ces indicateurs caractérisant la dynamique des interactions entre véhicules antagonistes, et les méthodes mises en œuvre pour les construire que nous présentons dans cet article. Nous montrons que les propriétés de nos données nécessitent la mise en œuvre d'une coopération entre système d'inférence logique et système de reconnaissance.

2 Système expérimental et données disponibles

Notre site expérimental est un carrefour du Val de Marne (voir figure 1). Il s'agit d'un carrefour isolé, à 500 mètres environ des carrefours à feux adjacents. L'axe principal se situe sur un axe nord-sud qui relie Paris à la banlieue et supporte un fort trafic de transit avec des vitesses pratiquées élevées ; l'axe secondaire concerne un trafic de desserte locale. Ce carrefour présente une caractéristique intéressante du point de vue de la commande des feux puisque les mouvements tourne-à-gauche sont régulés par quatre lignes de feux internes.

Les données à notre disposition pour évaluer la dynamique des interactions sont issues de 8 caméras disposées sur le carrefour et dont les images sont analysées par des méthodes de traitement d'images développées à l'INRETS [1]. Le traitement des images a lieu à une cadence élevée – plusieurs fois par seconde – de façon à capter les déplacements les plus rapides.

Sur le plan temporel l'information transmise à notre système est rafraîchie chaque seconde. Sur le plan spatial le niveau de granularité correspond à une surface élémentaire de l'ordre du mètre carré sur la chaussée ; l'occupation de chacun de ces pavés durant la dernière seconde est décrite à l'aide de plusieurs modalités. On dispose donc d'une grille d'observation des mouvements sur la chaussée qui est fixe; le niveau de granularité des données ne correspond pas aux véhicules individualisés. L'accès direct aux variables de comportement des véhicules n'étant pas possible on développe des processus d'interprétation des données pour reconstituer la dynamique du trafic.

Deux niveaux de description complémentaires sont identifiés.

Le premier est construit par agrégation spatiale des informations élémentaires, selon les zones fonctionnelles du carrefour : zones de conflit et zones de stockage (voir figure 2). On caractérise chaque seconde ces zones à l'aide de mesures telles que le taux d'occupation spatial ou la longueur de file d'attente. Pour accéder à la dynamique du trafic on travaille alors sur les transitions entre états et entre zones adjacentes, qu'on analyse par des systèmes d'inférences. Ce niveau "zone" est essentiel pour reconstituer la cohérence globale dans la scène. Les mesures agrégées sont fiables et robustes ; ce sont elles qui sont utilisées pour alimenter la commande CRONOS.

Pour accéder à la dynamique des interactions entre véhicules antagonistes, il est nécessaire de définir un deuxième niveau de description qui correspond à une vue zoomée sur certaines sections de la chaussée (voir figure 3). Des systèmes de reconnaissances des formes sont alors utilisés pour interpréter le flot des images de pavés. On parlera ici du niveau "pavés".

La construction d'indicateurs pour analyser les interactions entre véhicules antagonistes s'opère par la mise en œuvre d'une coopération entre ces deux niveaux de description.

3 Détection et qualification des interactions en zone de conflit

Notre objectif est d'étudier les interactions se déroulant au centre des intersections qui sont susceptibles d'être influencées par la commande des feux. Pour des véhicules traversant une zone de

conflit nous distinguons deux catégories d'interactions suivant la position des autres protagonistes (voir figure 4):

- véhicules à l'arrêt dans la zone de conflit : catégorie "aval" (par exemple dans le cas de débordements d'une zone de stockage aval),
- véhicules dans la zone de stockage antagoniste : catégorie "antagoniste" subdivisée en deux sous-catégories suivant que les véhicules sont en déplacement ou à l'arrêt.

Nous construisons un système automatique de traitement de nos données de trafic pour détecter des interactions des catégories définies, et évaluer leur sévérité, définie comme la distance spatio-temporelle entre l'interaction et l'accident. Notre objectif sera de comparer par la suite la distribution des interactions selon leur sévérité pour les différentes commandes de feux [11].

Notre tâche se divise en deux modules qui traitent l'information séquentiellement,

- la détection des interactions,
- l'évaluation des indicateurs de sévérité des interactions détectées ; nous travaillons sur la proximité et la vitesse.

Ces deux modules nécessitent l'utilisation des données aux deux niveaux de description, respectivement zones ou pavés.

3.1 Détection des interactions

Pour la tâche de détection des interactions, les données au niveau des zones sont interprétables pour reconstituer les mouvements des véhicules entre zones et la détection des entrées dans une zone de conflit, à l'aide des mesures agrégées. Nous pouvons décrire les interactions sous forme de règles de type *[si ... alors ...]* (voir figure 4). Le premier module est un système à base de règles obtenu par transfert de la connaissance explicite humaine.

3.2 Evaluation de la sévérité

L'information nécessaire à l'évaluation de la sévérité des interactions est distribuée au niveau des pavés, et n'est pas interprétable directement. Nous voulons de plus développer une méthode

générique pour construire des systèmes d'évaluation automatique d'indicateurs de sévérité. Nous disposons des enregistrements vidéo des scènes de trafic, qu'un expert en accidentologie peut utiliser pour évaluer les interactions. Nous pouvons donc constituer un ensemble de données étiquetées par un expert, à partir duquel des algorithmes d'apprentissage automatique peuvent induire un modèle de la tâche [4].

L'expert jugeant la sévérité des interactions à partir de bandes vidéo, les données sont étiquetées séquentiellement, ce qui nous place dans le cadre de l'apprentissage incrémental. De plus, ce cadre permet d'envisager l'utilisation du modèle au fur et à mesure de sa construction. Une autre caractéristique intéressante de cette tâche d'apprentissage est la prise en compte de l'imprécision du jugement de l'expert, que nous traitons par des ensembles flous, aux frontières graduelles, pour décrire les niveaux de sévérité (voir figure 5).

Les performances des méthodes d'apprentissage classiques non incrémentales, apprenant sur un ensemble fini de données, ne sont pas satisfaisantes ici. Pour les améliorer nous donnons au système d'apprentissage la possibilité de sélectionner un sous-ensemble de données pour avoir plus d'information dans les régions de l'espace des données les plus importantes, à savoir les frontières entre les classes. Nous avons mis en oeuvre un algorithme d'apprentissage incrémental par sélection de données dans un flux, sélectionnant à chaque arrivée d'un nouvel exemple ceux mal classés par le modèle courant (cf. technique de Windowing [5]). Pour améliorer la stabilité et la robustesse de l'apprentissage, nous ajoutons une méthode de combinaison de modèles, comme la méthode de Boosting [10] ; nous utilisons un vote des derniers modèles appris. Nous avons montré dans le cas de notre indicateur de vitesse que les modèles construits par notre algorithme ont de meilleures performances que ceux construits par un apprentissage non incrémental sur tous les exemples étiquetés [9].

3.3 Aspects logiciels

Nous utilisons deux plateformes pour nos développements. La première plateforme utilisée est G2, développée par la société Gensym [14]. G2 est une plateforme de programmation orientée objet

dédiée à la conception de systèmes de gestion de données temps réel. Les différentes applications utilisant nos données ont été développées sur cette plateforme. G2 est très adapté à nos besoins temps réels. Le développement est simplifié par l'environnement graphique et la complétion à la volée lors de la programmation. Les données sont traitées séquentiellement par des procédures, déclenchées chaque seconde par une règle en temps réel ou aussi vite que possible en temps différé. Les modules d'apprentissage automatique ont été développés à l'aide de la boîte à outils Weka sur la plateforme Java. L'interfaçage de G2 et Java est simple avec le module G2 Javalink. Weka a été choisi pour les propriétés multi plateformes de Java et ses propres qualités. Weka propose un ensemble d'algorithmes d'apprentissage artificiel pour des tâches de fouille de données [12]. Cela nous permet de tester simplement un grand nombre d'algorithmes d'apprentissage, sans devoir les programmer tous, avec les risques d'erreurs inhérents. Weka s'utilise par une interface graphique fournie ou directement dans notre code en important les classes du package. Weka est distribué gratuitement sur Internet [15], sous la licence GNU GPL, ce qui nous permet d'accéder au code, voire de le modifier pour le réutiliser. Weka est mis à jour régulièrement, est doté d'une bonne documentation, et une communauté vivante d'utilisateurs existe. Certains choix d'implémentations en Weka sont cependant contraignants et difficiles à contourner pour des cadres d'apprentissages moins classiques. Un exemple est l'impossibilité d'introduire simplement des exemples munis de multiples étiquettes ou de degrés d'appartenance.

4 Conclusion

Notre objectif était de concevoir une plateforme permettant de comparer les conséquences de différentes commandes de feux en terme d'exposition au risque des usagers. Ceci nous a amenés à développer un outil comportant deux parties bien distinctes.

La première modélise la détection d'interactions critiques. Elle est réalisée par un système de règles explicites. La seconde évalue la sévérité d'une interaction. Cette connaissance étant difficile à

décrire de façon explicite, nous avons développé une compétence acquise par l'exemple. Cette méthode nous a conduit à concevoir un algorithme d'apprentissage doté de caractéristiques propres (flux de données, incrémentalité, sélection).

5 Références

- [1] : Aubert D., Boillot F., 1999, Mesure automatique de variables de trafic par traitement d'images ; application à la régulation en milieu urbain, RTS n° 62, janvier-mars
- [2] : Boillot, F., Blossville, J.M., Lesort, J.B., Motyka, V., Papageorgiou, M., Sellam, S., 1992, Optimal signal control of urban traffic networks. 6th IEE International Conference on Road Traffic Monitoring and Control, London, pp 75-79
- [3] : Boillot, F., Midenet, S., Pierrelée, J.C., 2000, Real-life Cronos evaluation. 10th IEE International Conference on Road Traffic Information and Control, London, pp 182-186
- [4] : Cornuejols A., Miclet L., Kodratoff Y., 2002, Apprentissage Artificiel. Eyrolles
- [5] : Fürnkranz J., 1998, Integrative windowing, Journal of AI Research, 8, pages 129-164
- [6] : Gettman D. and Head L., 2003 , Surrogate safety measures from traffic simulation models, final report. Technical Report FHWA-RD-03-050, Federal Highway Administration
- [7] : Midenet S., Boillot F., Pierrelée J.-C., 2004, Signalized intersection with real-time adaptive control: on-field assessment of CO₂ and pollutant emission reduction. Transportation Research Part D, 9 (1), pp. 29-47
- [8] : Muhrad N., 1988, Techniques des conflits de trafic : manuel de l'utilisateur. Synthèse INRETS n°11, mars
- [9] : Saunier N., Midenet S., Grumbach A., 2004, Stream-based learning through data selection in a road safety application. In E. Onaindia and S. Staab, editors, STAIRS 2004, Proceedings of the Second Starting AI Researchers' Symposium, volume 109 of Frontiers in Artificial Intelligence and Applications, pages 107–117, Valencia, Spain, IOS Press.
- [10] : Schapire R., 1990, The strength of weak learnability. Machine Learning, 5(2), pages 197-227
- [11] : Svensson A., 1998, A Method for Analyzing the Traffic Process in a Safety Perspective. PhD dissertation, University of Lund

- [12] : Witten I. H. and Frank E., 2000, Data Mining: Practical machine learning tools with Java implementations, Morgan Kaufmann, San Francisco
- [13] : International Cooperation on Theories and Concepts in Traffic Safety, <http://www.ictct.org>.
- [14] : Gensym, <http://www.gensym.com>.
- [15] : Weka, <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/index.html>

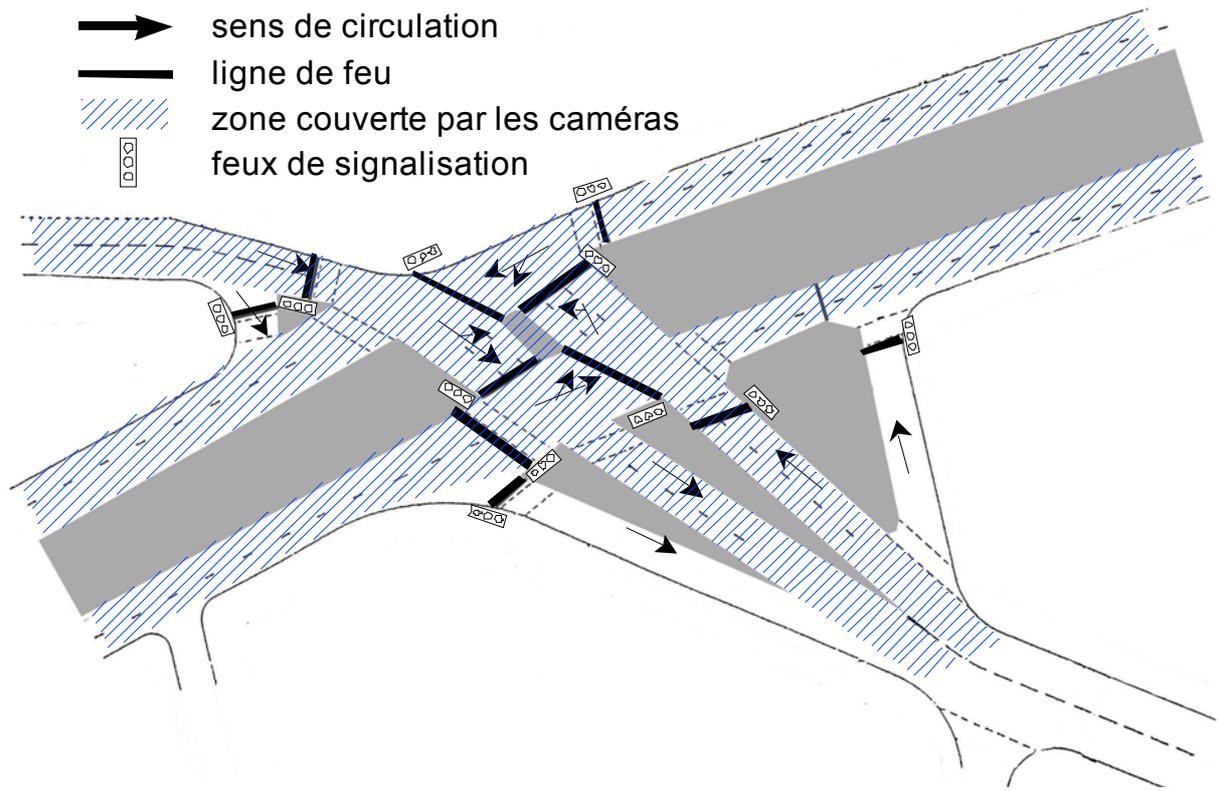


Figure 1 : le carrefour expérimental

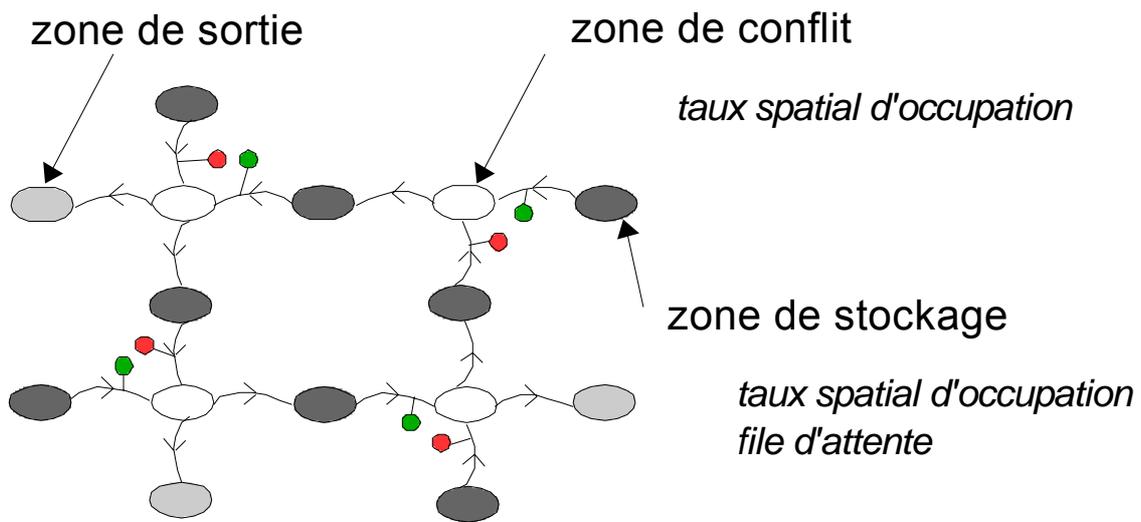


Figure 2 : niveau de description par zones

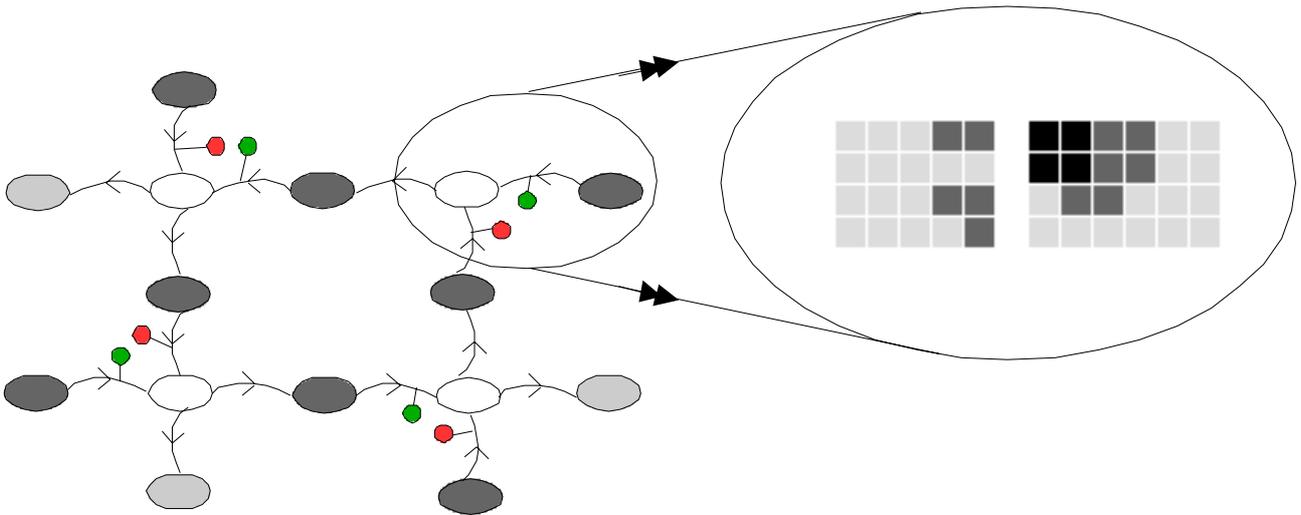
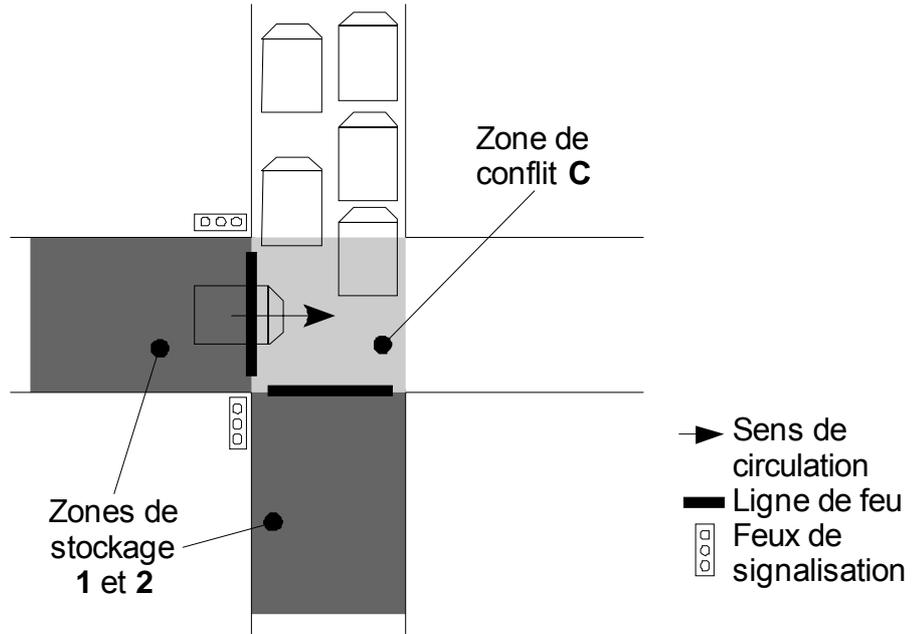


Figure 3 : niveau de description par pavés ;

un pavé est décrit par 6 modalités d'occupation possibles ;

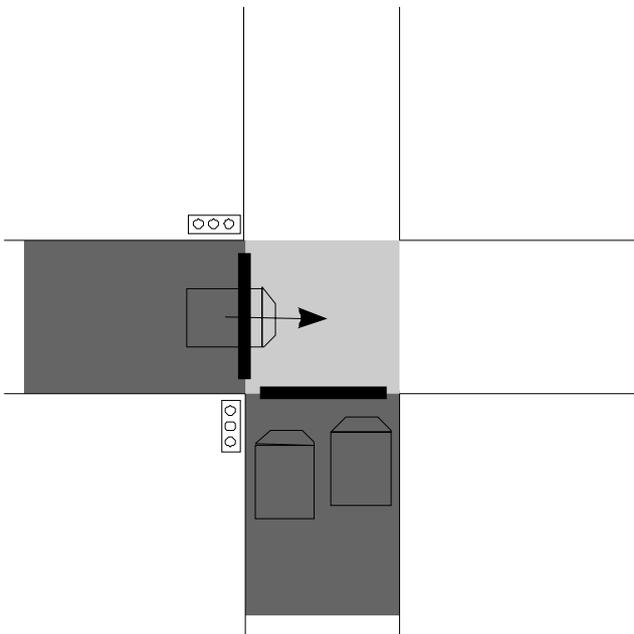
l'exemple en comporte 3, représentées en niveaux de gris

catégorie aval



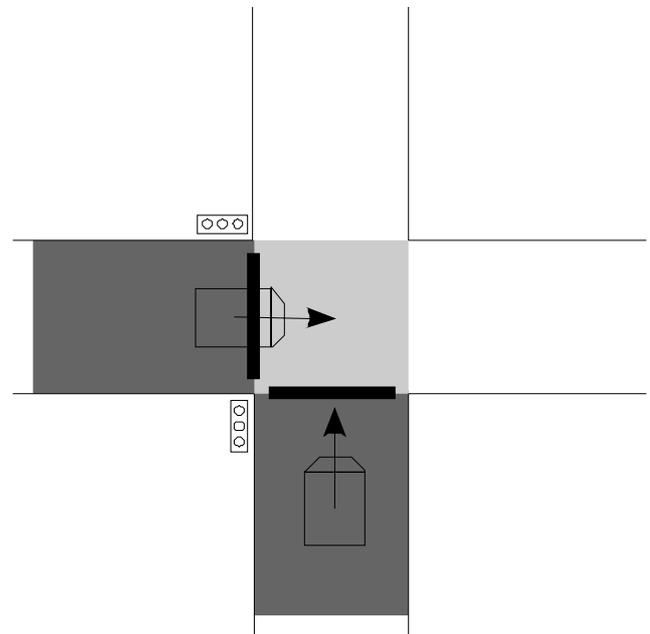
$SI \text{ mouvement}(C, 1 \rightarrow C) \cap \text{arrêt}(C)$
 ALORS interaction cat Aval

catégorie antagoniste à l'arrêt



$SI \text{ mouvement}(C, 1 \rightarrow C) \cap \text{arrêt}(2)$
 ALORS interaction cat Antag. Arrêt

catégorie antagoniste en mouvement



$SI \text{ mouvement}(C, 1 \rightarrow C) \cap \text{mouvement}(2)$
 ALORS interaction cat Antag. Mvt

Figure 4 : les catégories d'interactions

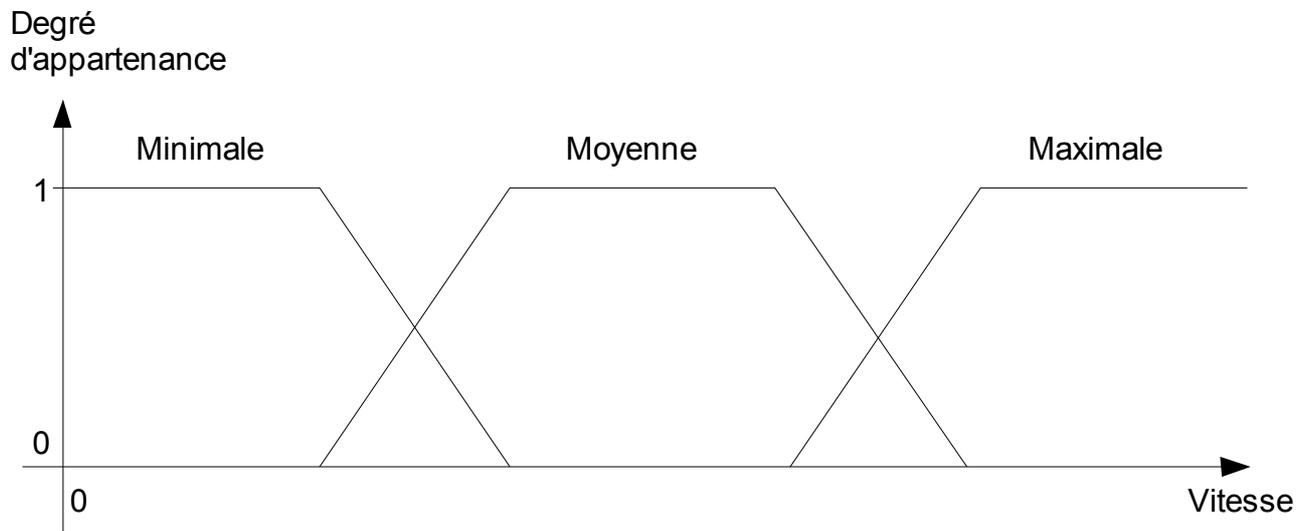


Figure 5 : niveaux de sévérité jugés par l'expert