

Influence de la régulation dans un carrefour à feux sur le risque subi par les usagers

Apprentissage d'indicateurs par sélection de données dans un flux

Nicolas Saunier *INRETS – Telecom Paris*





Contexte et problématique

■ Contexte :

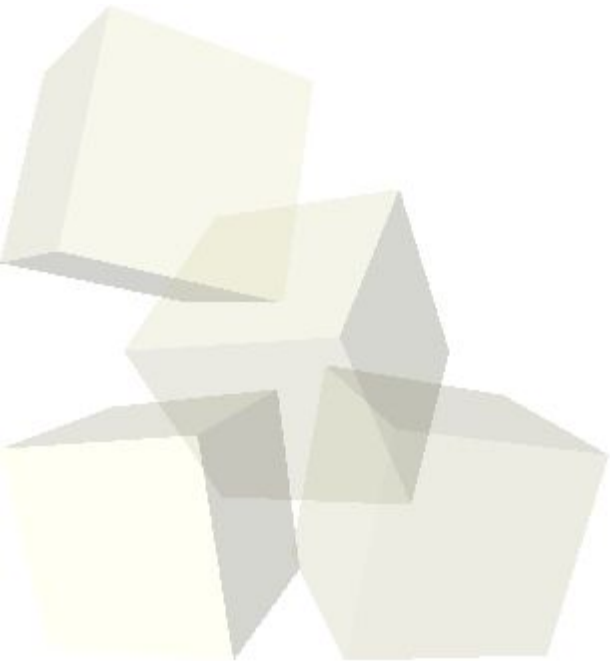
- ♦ régulation des carrefours à feux,
- ♦ conception d'outils intégrés de gestion du trafic,
- ♦ données obtenues après traitement des images vidéo,
- ♦ expérimentation sur un site réel, avec 4 stratégies de régulation.

■ Problématique :

- ♦ influence sur le risque des usagers (indicateurs),
- ♦ réalisation d'un outil intégré dans un système existant,
- ♦ interprétation de données complexes.



- Une modélisation des interactions adaptée aux carrefours à feux et au système d'observation.
- Des méthodes d'IA pour répondre à la problématique.
- Une première analyse comparative de 2 stratégies de régulation.





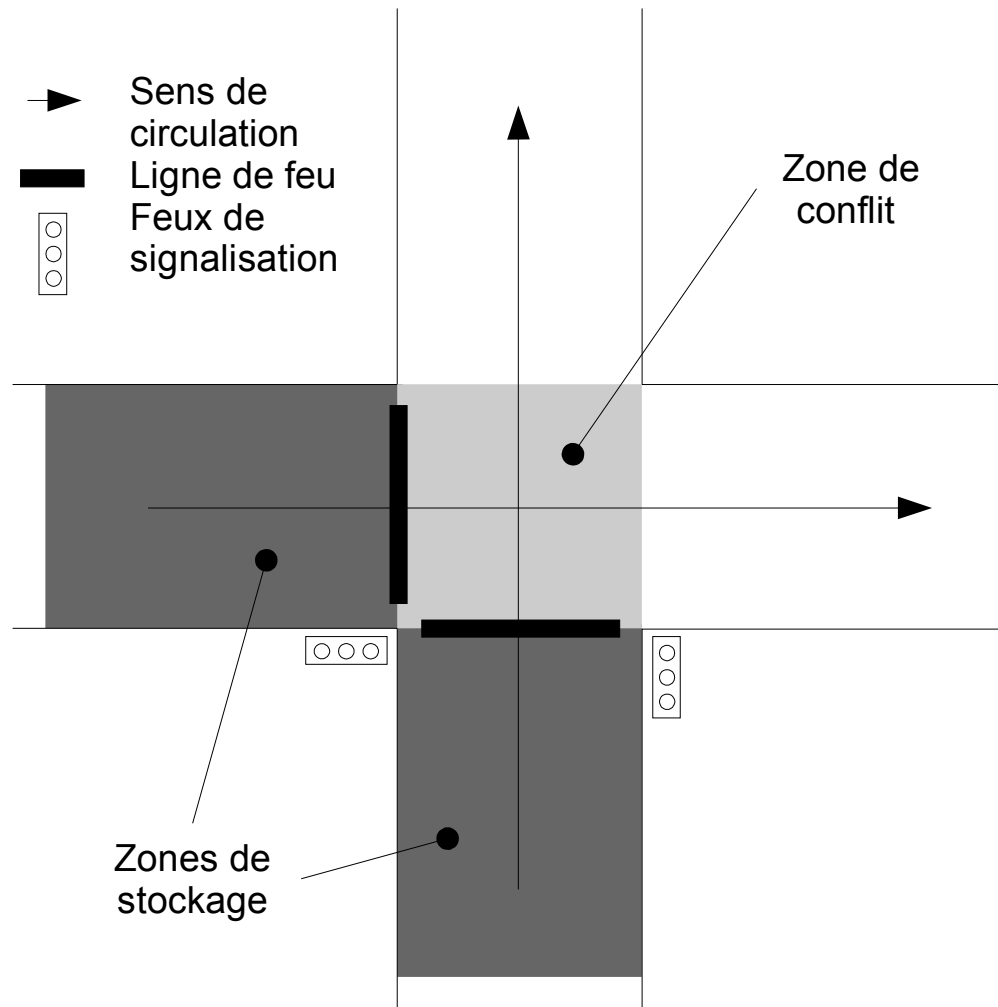
- (1) La sécurité dans les carrefours
- (2) Notre modélisation des interactions
- (3) Des règles pour les interactions et leur proximité
- (4) Apprentissage d'indicateurs par sélection de données dans un flux
- (5) Comparaison des stratégies
- (6) Conclusion



- (1) *La sécurité dans les carrefours*
- (2) Notre modélisation des interactions
- (3) Des règles pour les interactions et leur proximité
- (4) Apprentissage d'indicateurs par sélection de données dans un flux
- (5) Comparaison des stratégies
- (6) Conclusion



1. Le carrefour à feux



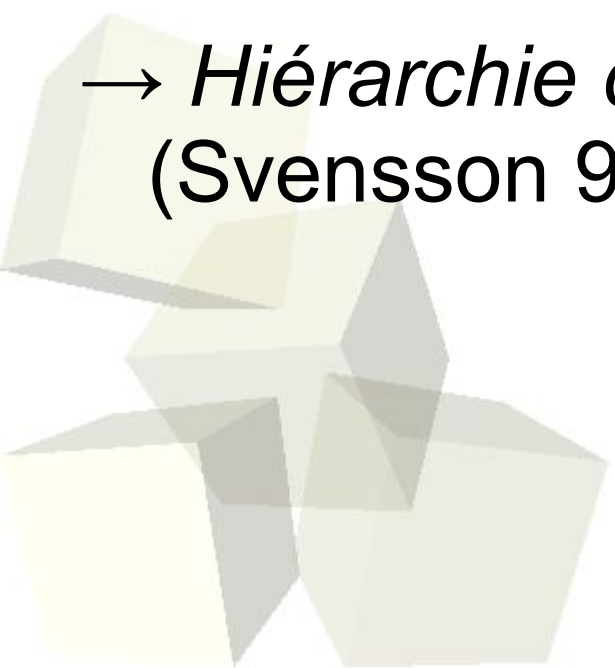
- Mobile = usager en déplacement + véhicule.



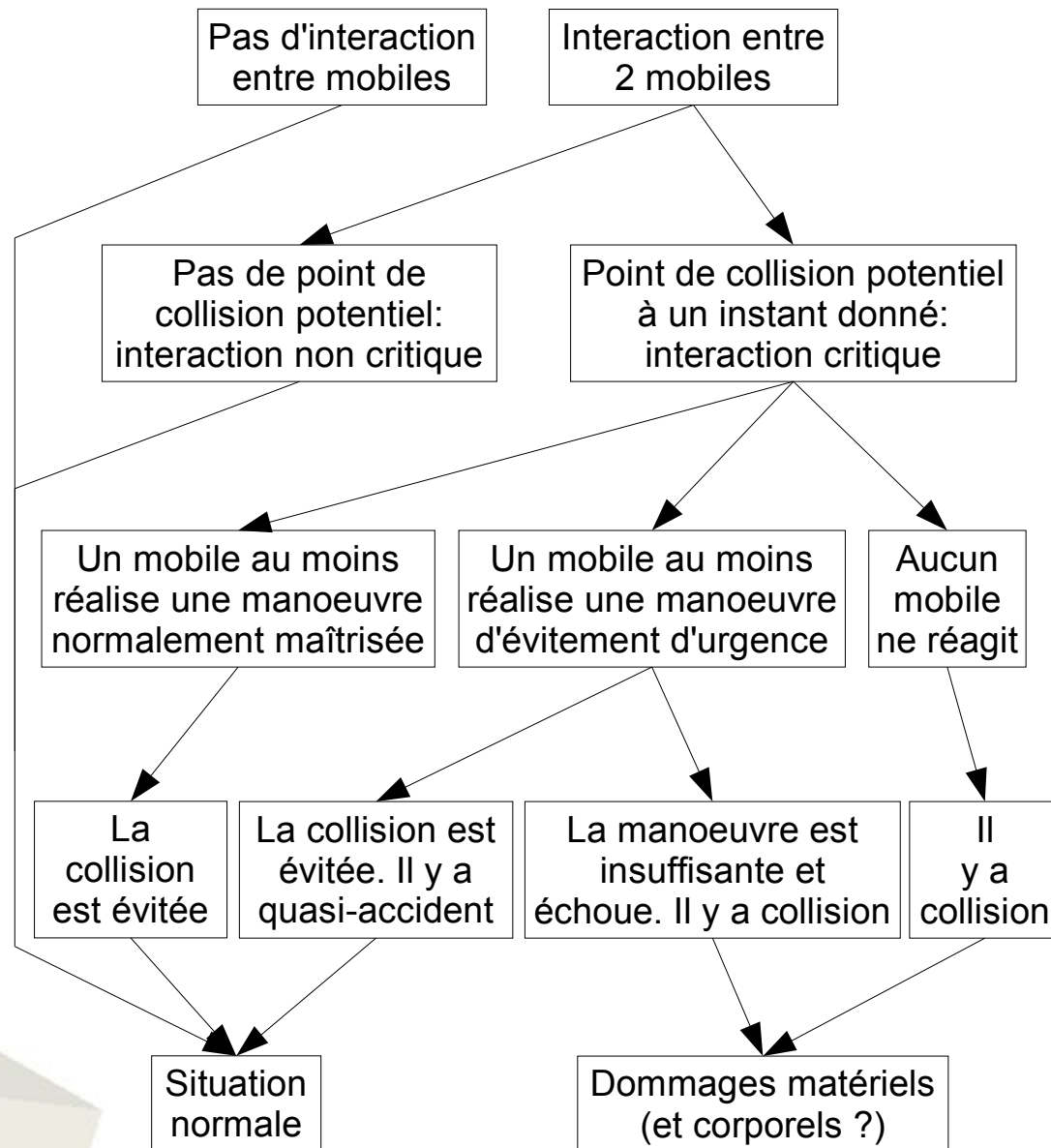
1. Hypothèse sur les interactions

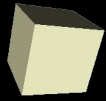
- Définition : 2 mobiles sont en interaction s'ils sont proches spatialement et que leur distance diminue.
- Différentes classes d'interactions selon leur rapport à la sécurité,
 - ◆ accidents, quasi-accidents, ...

→ *Hiérarchie de sécurité* (Hyden 87)
(Svensson 98).



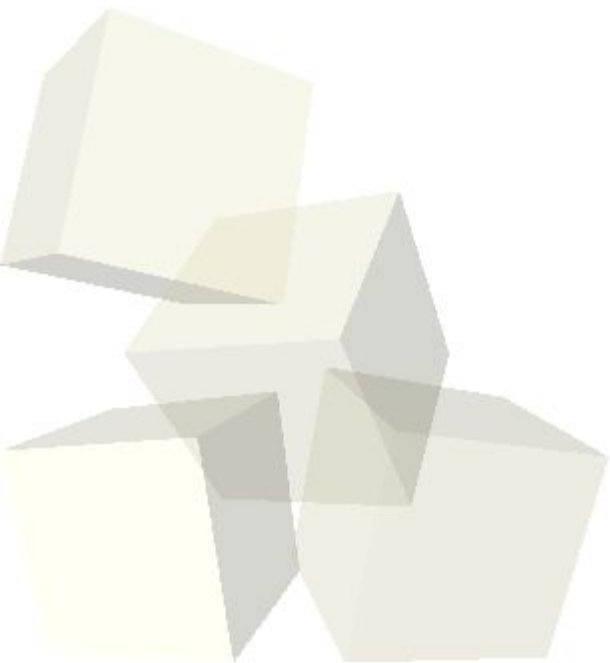
1. Diagramme des interactions





1. La sévérité

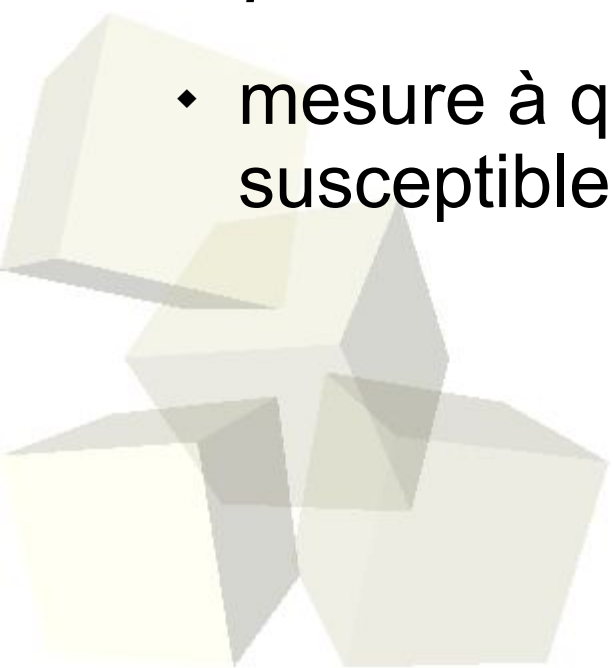
- Transposition de la hiérarchie de sécurité en échelle de *sévérité*. (Hyden 87) (Svensson 98)
- La sévérité est aussi vue comme une probabilité d'accident, (Hyden 87)
- et généralement évaluée comme la proximité spatio-temporelle des mobiles. (Horst 90)





1. Le risque

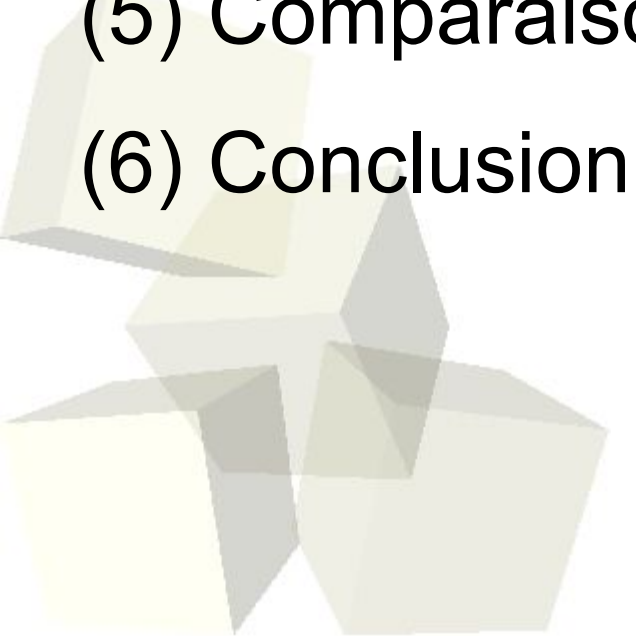
- Le *risque* : notions de probabilité et de conséquence de l'événement,
 - ◆ $\text{risque}(\text{interaction}) = \text{probabilité}(\text{accident}) \times \text{gravité}(\text{accident})$
 - ◆ espérance de la gravité. (Haight 84) (Hakkert 02)
- *Exposition* au risque :
 - ◆ mesure à quel point un individu, un groupe est susceptible d'être impliqué dans un accident.





1. Le diagnostic de sécurité

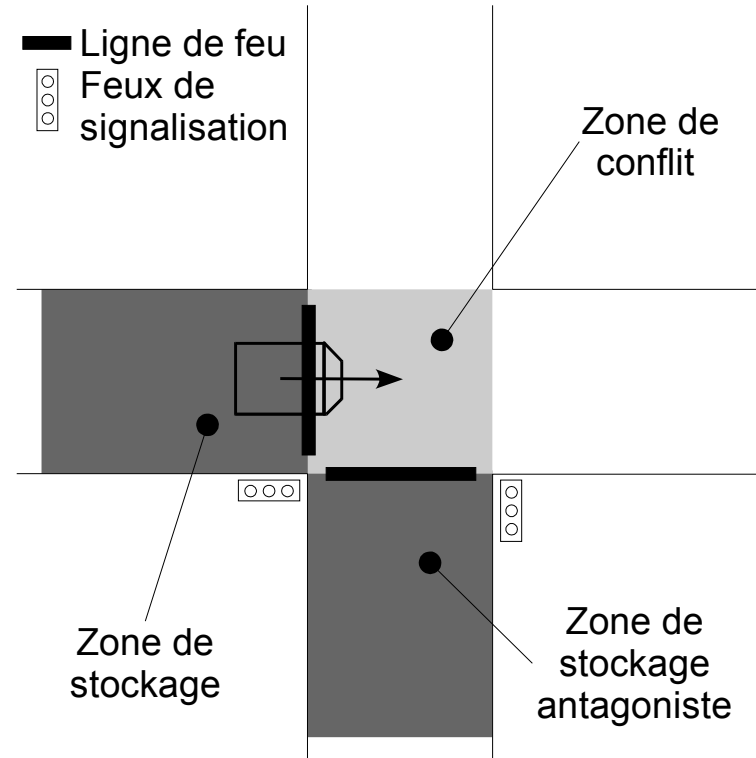
- Analyse des accidents :
 - ◆ études statistiques des accidents, (Gettman 03)
 - ◆ études détaillées d'accidents. (Fleury 01)
- Besoin d'information complémentaire, facilement observable, plus fréquente, liée aux accidents :
 - ◆ Techniques des Conflits de Trafic (TCT) (Muhlrad 88)
 - quasi-accidents = conflits de trafic sévères.
 - ◆ une TCT plus détaillée et complète. (Svensson 98)

- (1) La sécurité dans les carrefours
 - (2) Notre modélisation des interactions*
 - (3) Des règles pour les interactions et leur proximité
 - (4) Apprentissage d'indicateurs par sélection de données dans un flux
 - (5) Comparaison des stratégies
 - (6) Conclusion
- 



2. Les interactions dans un carrefour à feux

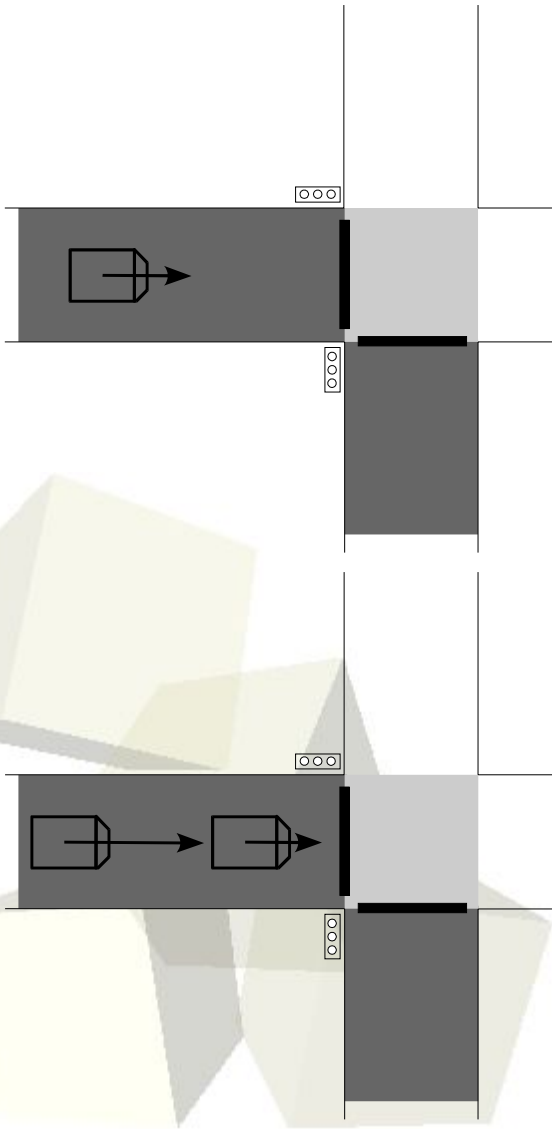
- Influence de la stratégie sur les interactions entre mobiles : mise en présence des mobiles.
- Risque différent selon les zones:
 - ◆ amont / aval de la ligne de feu,
 - ◆ zone de conflit.





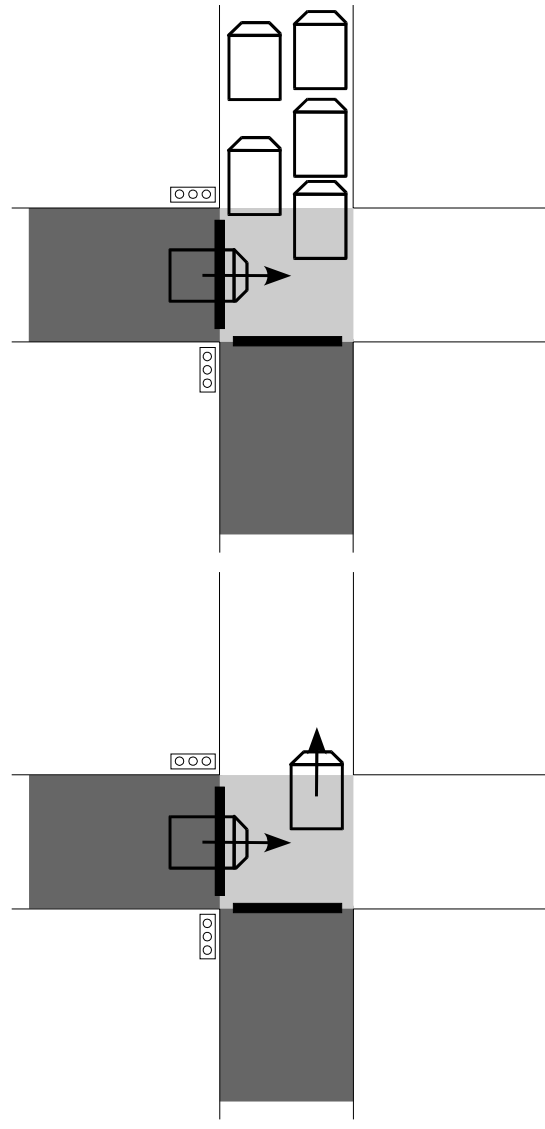
2. Catégorisation des interactions

mobile en amont de la ligne de feu

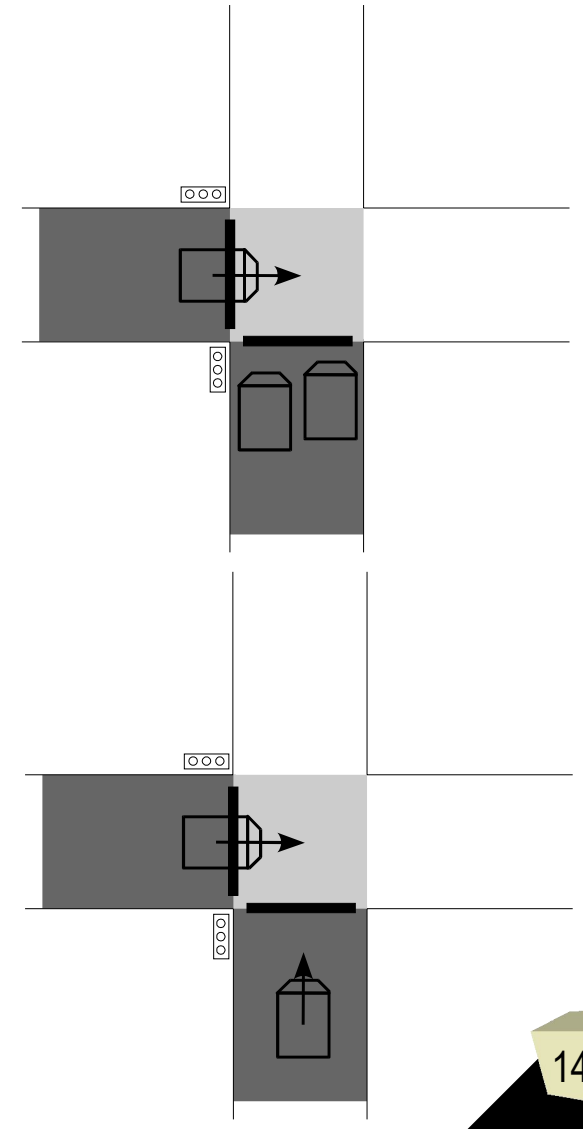


mobile dans la zone de conflit

avec un mobile dans la zone de conflit

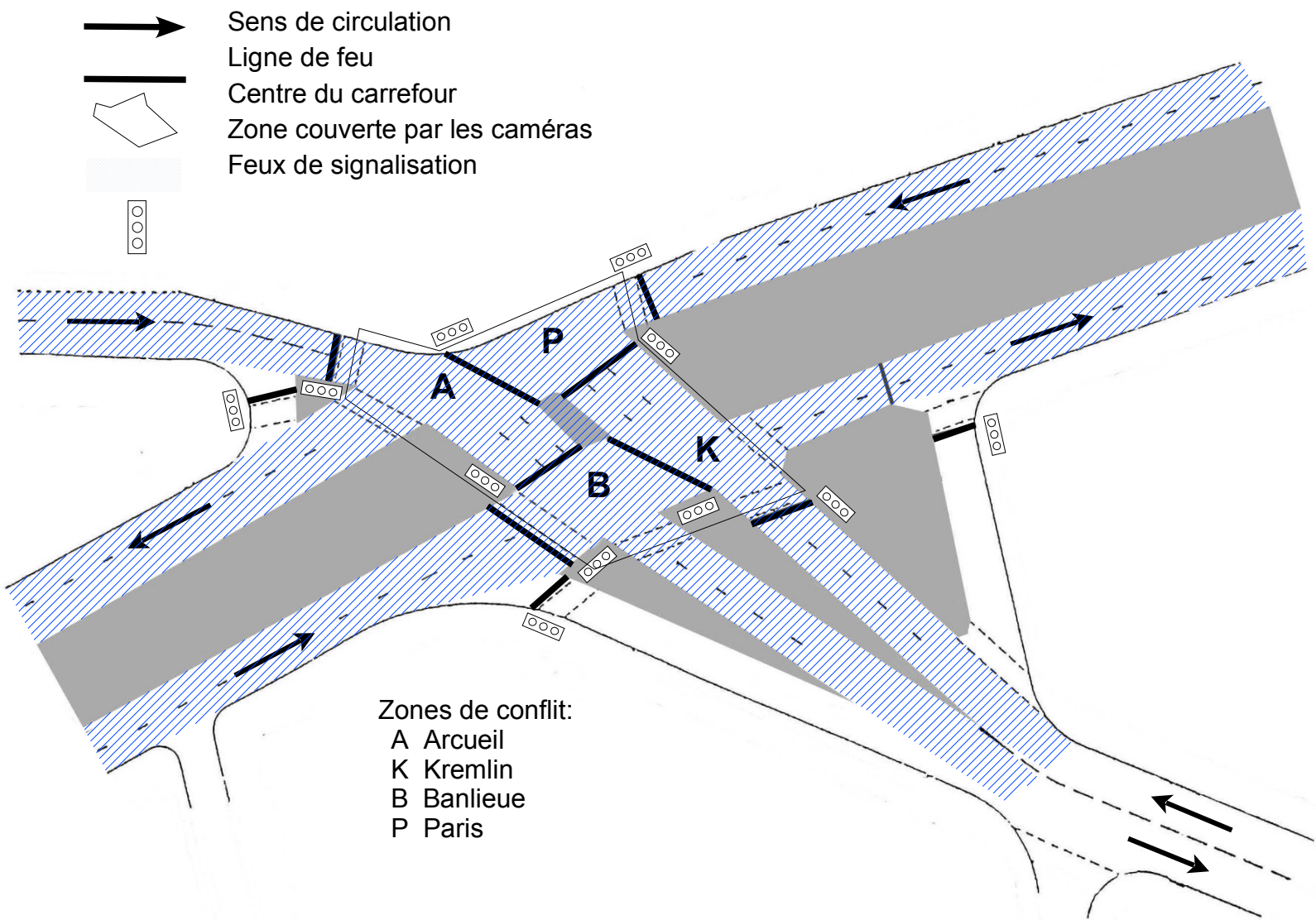


avec un mobile dans la zone de stockage antagoniste





2. Le site expérimental

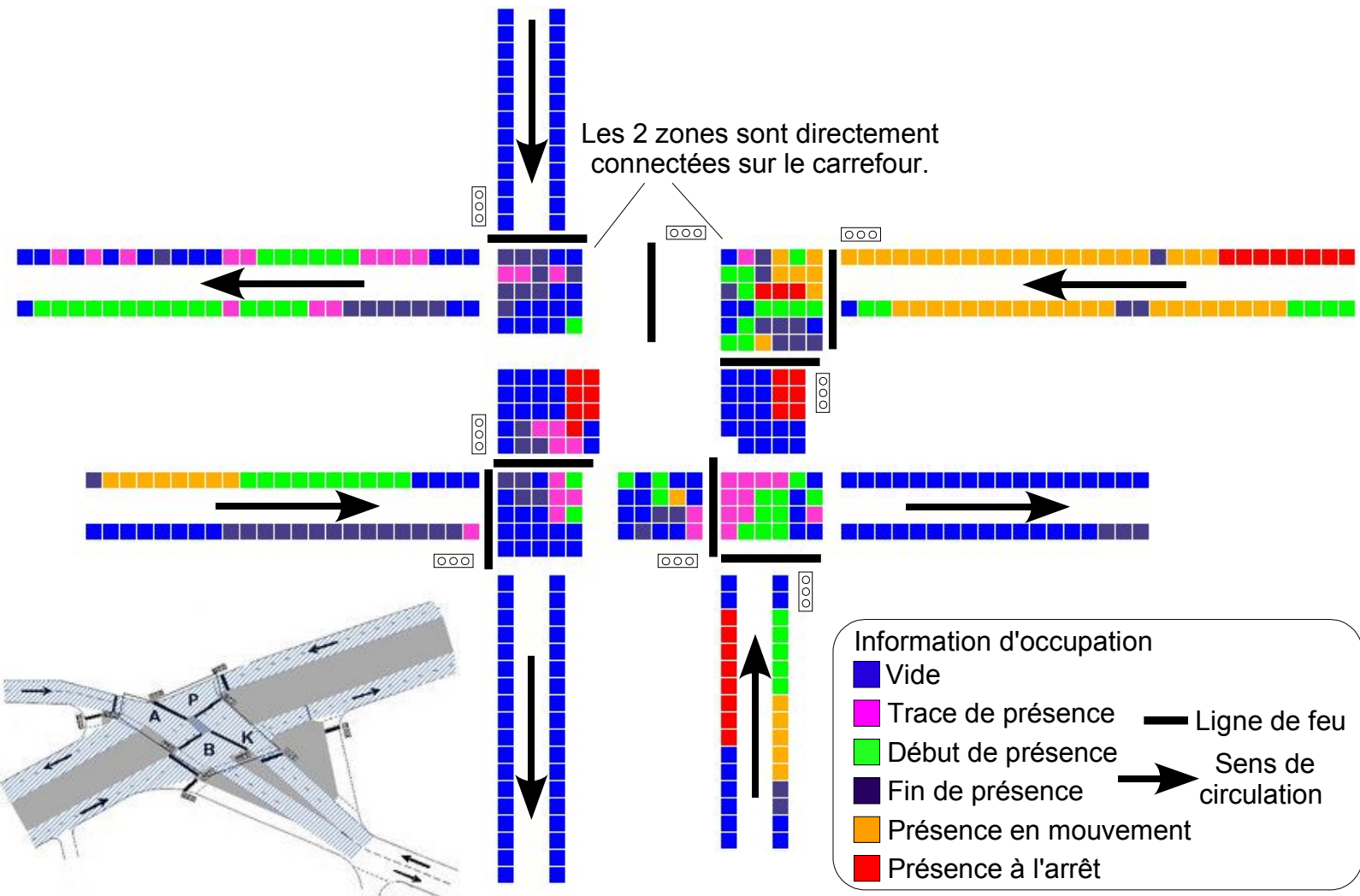


Carrefour urbain isolé.

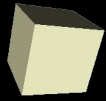
Expérimentation : 8 mois, 4 stratégies de régulation.



2. Les données



Données génériques : régulation, DAI, sécurité.
 1 image/seconde, information sur la dynamique des mobiles.



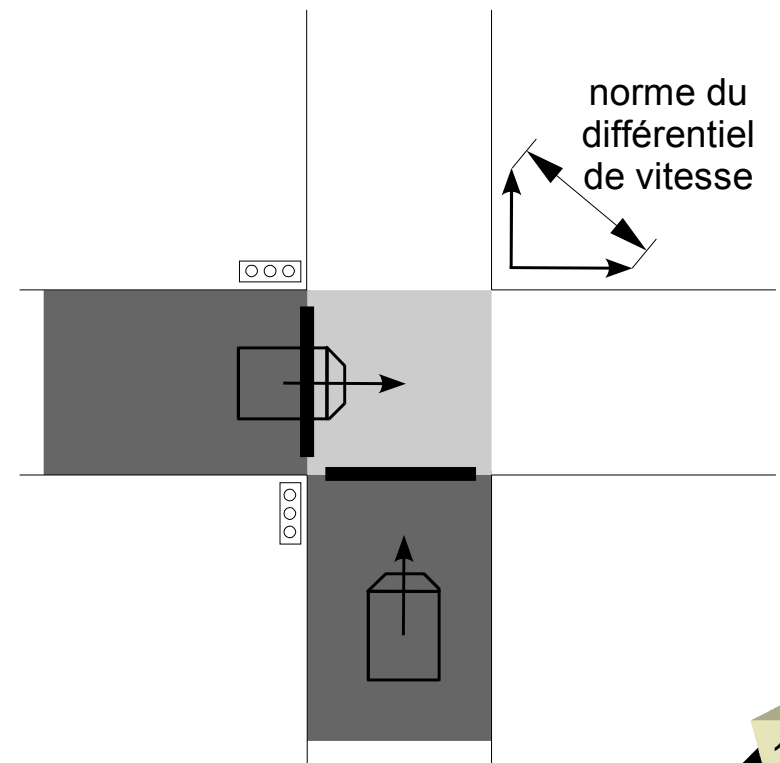
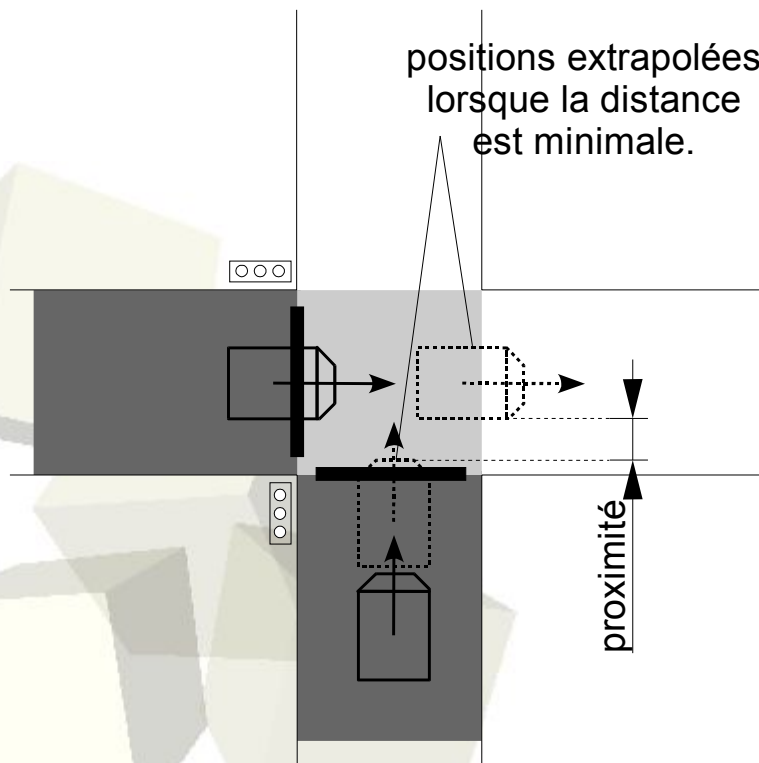
2. Adaptations aux données

- Pas d'individualisation des mobiles.
 - Interactions entre groupes de mobiles.
 - Interactions dans des zones distinctes ou entre mobiles en mouvement et mobiles à l'arrêt :
 - catégories aval à l'arrêt, et antagoniste.
- Pas de suivi entre les images.
 - Existence d'interactions à un instant donné :
 - mesure d'une durée d'interaction dans chaque contexte (lieu, origine, catégorie).



2. Indicateurs de sévérité

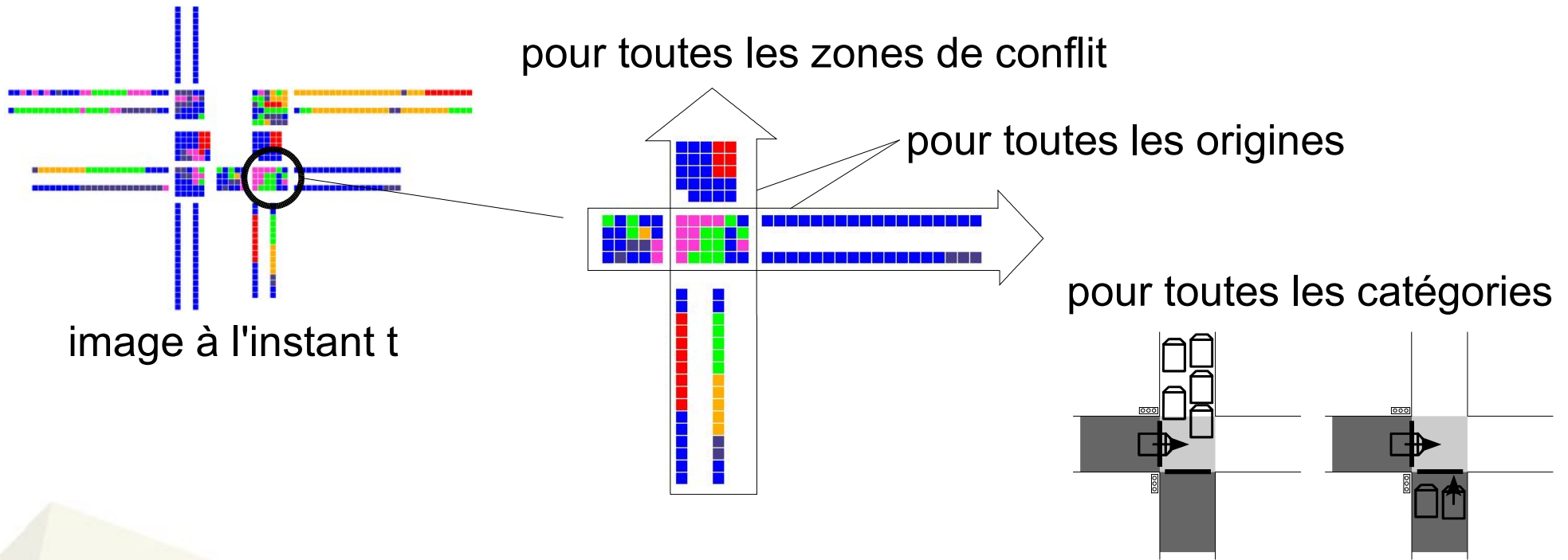
- Information de distance et de vitesse :
 - ♦ indicateur de proximité : distance minimale extrapolée,
 - ♦ indicateur de vitesse : différentiel de vitesse instantané.





2. Un système modulaire

Détection d'interactions



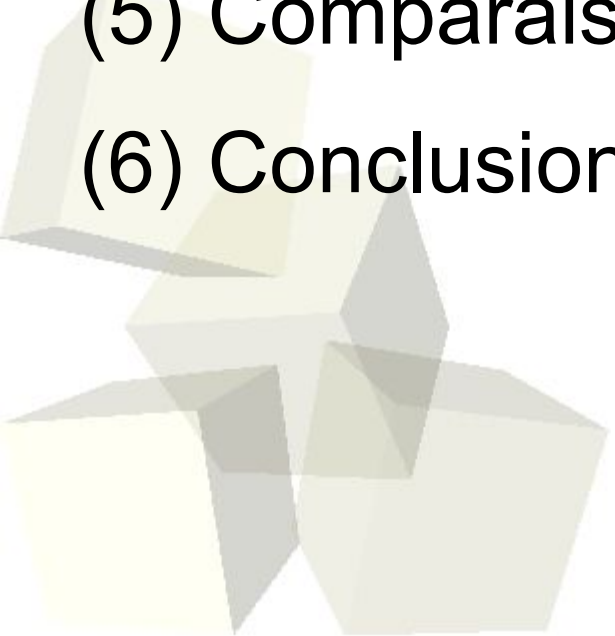
Pour tous les contextes (lieu, origine, catégories)
dans lesquels il existe des interactions,

Evaluation des indicateurs de sévérité

- indicateur de proximité
- indicateur de vitesse



- (1) La sécurité dans les carrefours
- (2) Notre modélisation des interactions
- (3) Des règles pour les interactions et leur proximité*
- (4) Apprentissage d'indicateurs par sélection de données dans un flux
- (5) Comparaison des stratégies
- (6) Conclusion



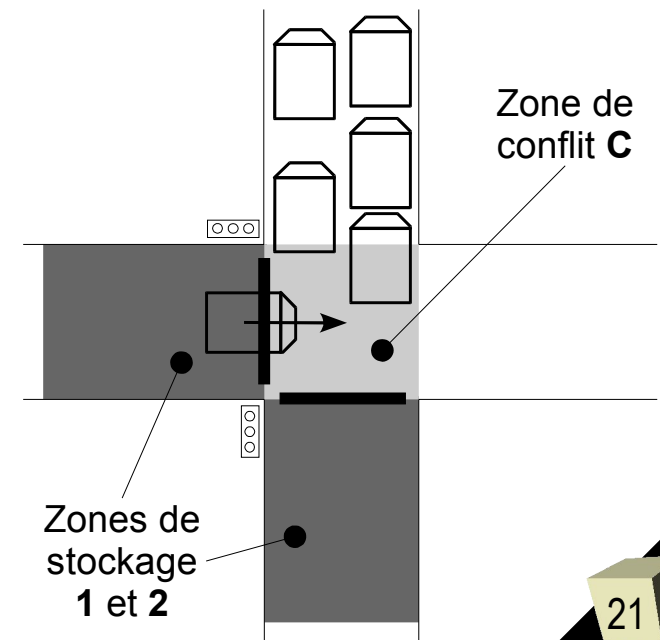


3. Détection des interactions

- Connaissance explicitable : données interprétables au niveau des zones,
 - ♦ détection des entrées dans la zone de conflit,
 - ♦ description des interactions par des configurations de présences en mouvement / arrêt au niveau des zones (primitives *arrêt* et *mouvement*).

$S / \text{mouvement}(C, 1 \rightarrow C) \cap \text{arrêt}(C)$

ALORS interaction cat Aval Arrêt

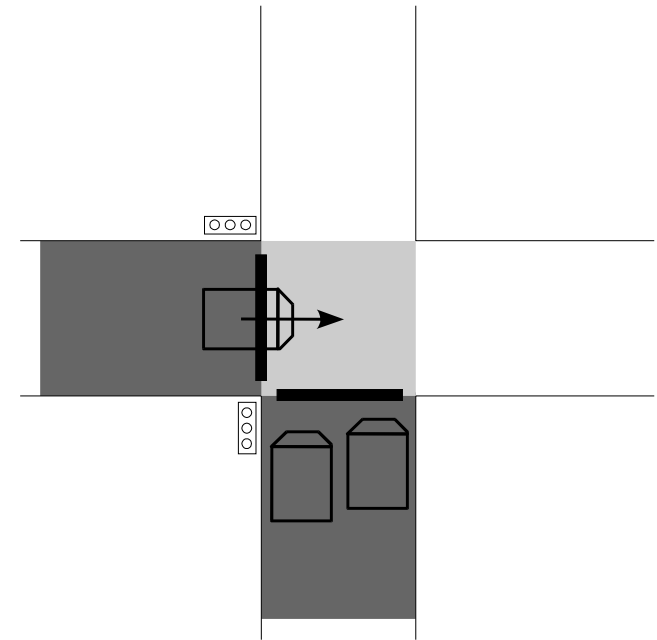




3. Catégorie antagoniste

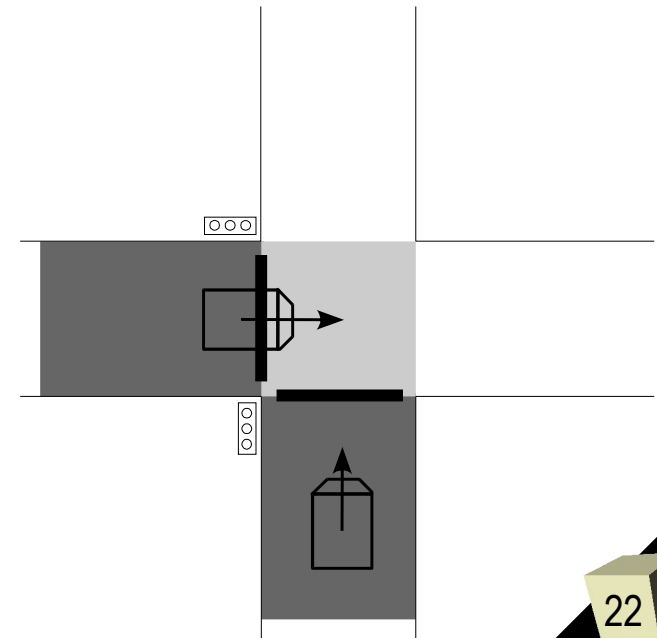
SI mouvement(C, 1 → C) ∩ arrêt(2)

ALORS interaction cat Antag. Arrêt



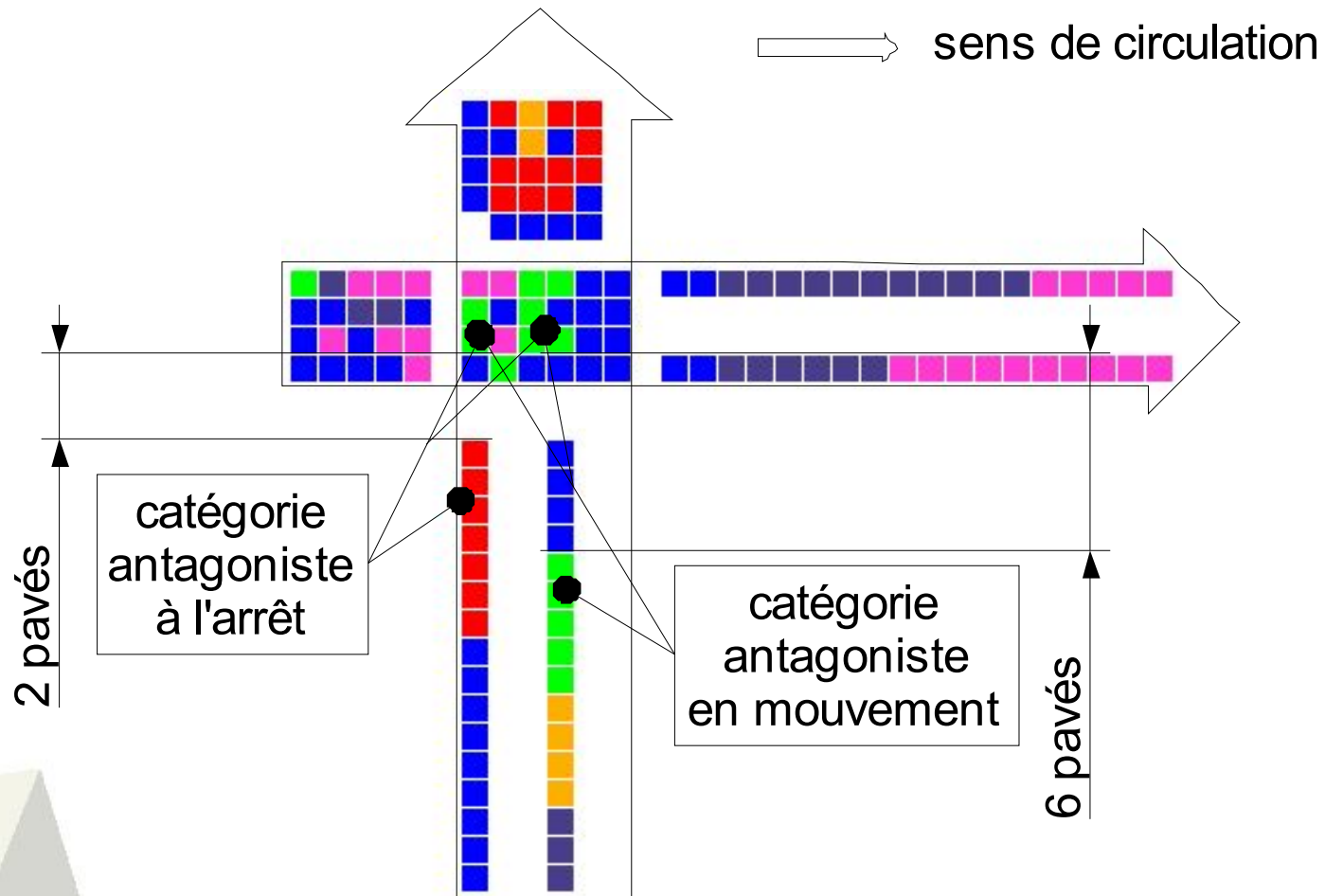
SI mouvement(C, 1 → C) ∩ mouvement(2)

ALORS interaction cat Antag. Mvt





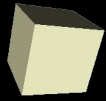
3. Indicateur de proximité



- Validation des règles sur les enregistrements.

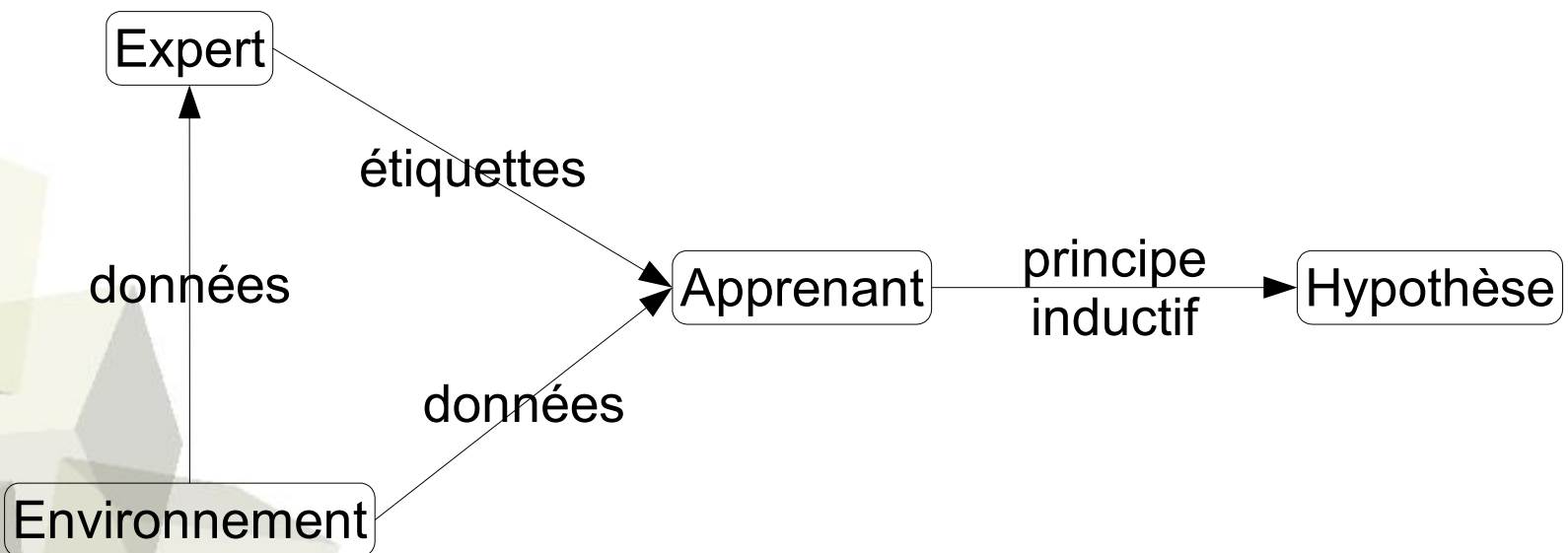


- (1) La sécurité dans les carrefours
- (2) Notre modélisation des interactions
- (3) Des règles pour les interactions et leur proximité
- (4) Apprentissage d'indicateurs par sélection de données dans un flux*
- (5) Comparaison des stratégies
- (6) Conclusion



4. Apprentissage d'indicateurs

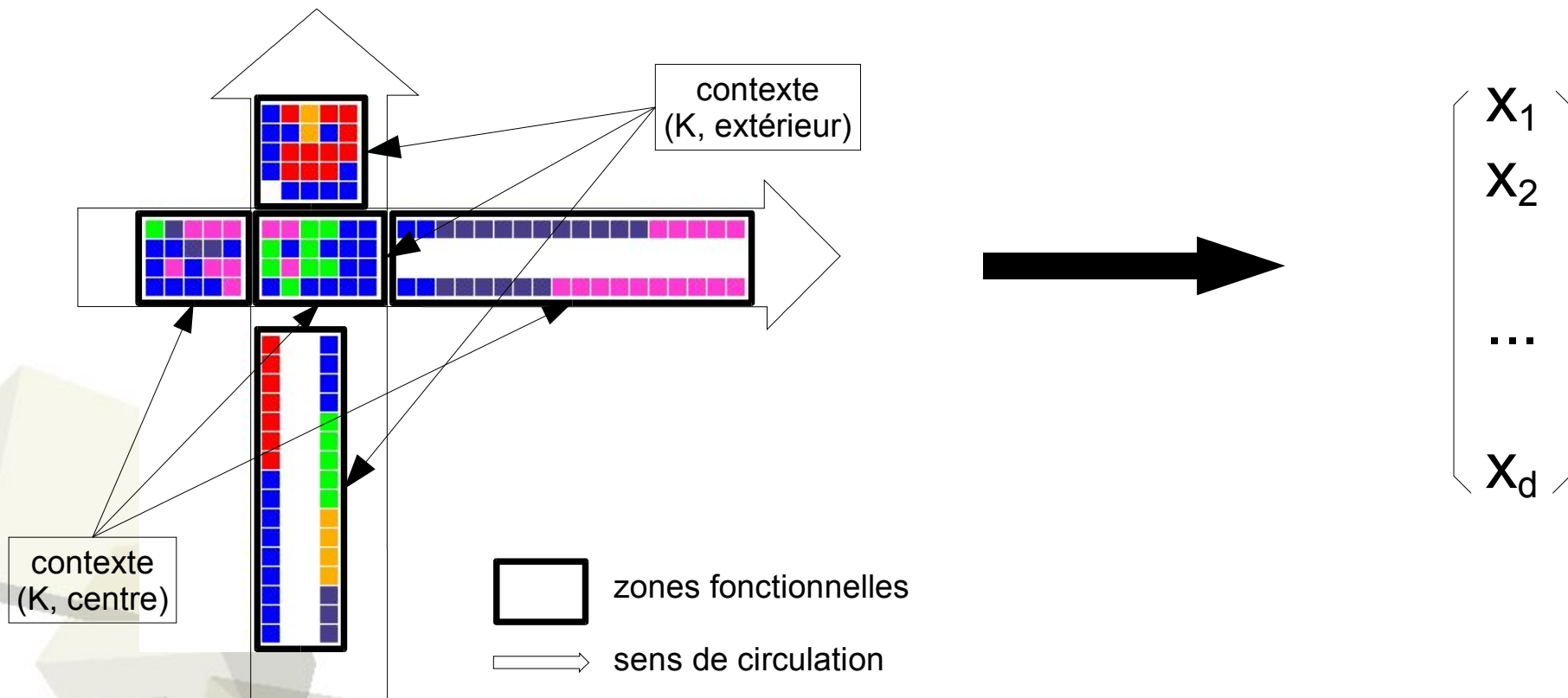
- Pourquoi une méthode d'apprentissage par l'exemple ?
 - ♦ Information non-explicitable.
 - ♦ Méthode générique.





4. L'indicateur de vitesse

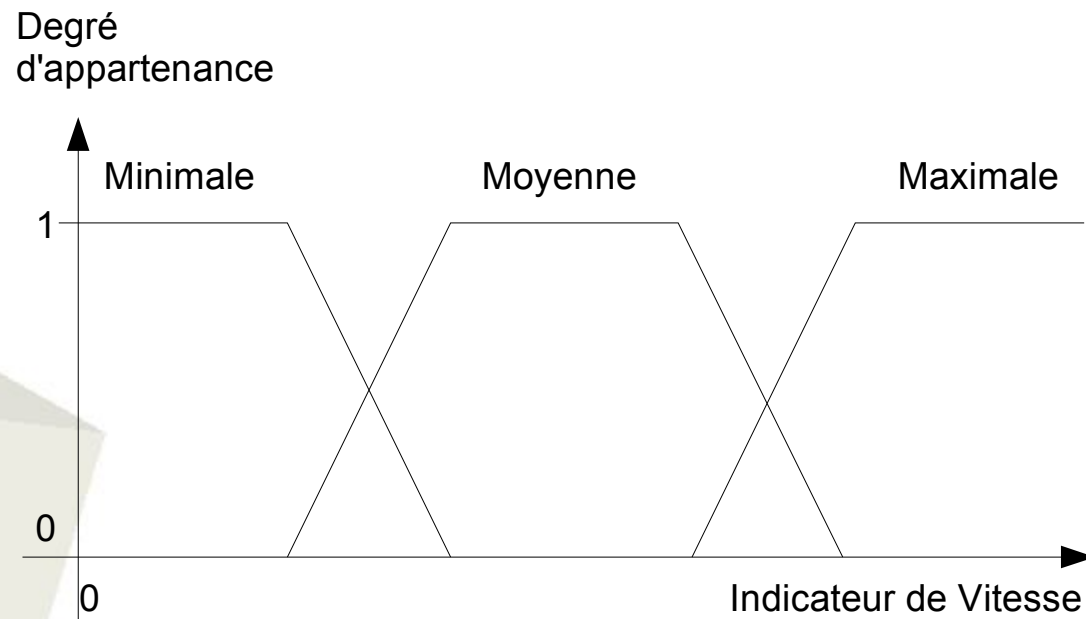
- Les exemples : attributs nominaux.





4. Les étiquettes de sévérité

- Classes de sévérité ordinales.
- Jugement de l'expert :
 - ♦ imprécis : ensembles flous, fonctions d'appartenance,
 - ♦ incertain : éviter un choix arbitraire, étiquettes "floues".
- Classe Moyenne majoritaire.





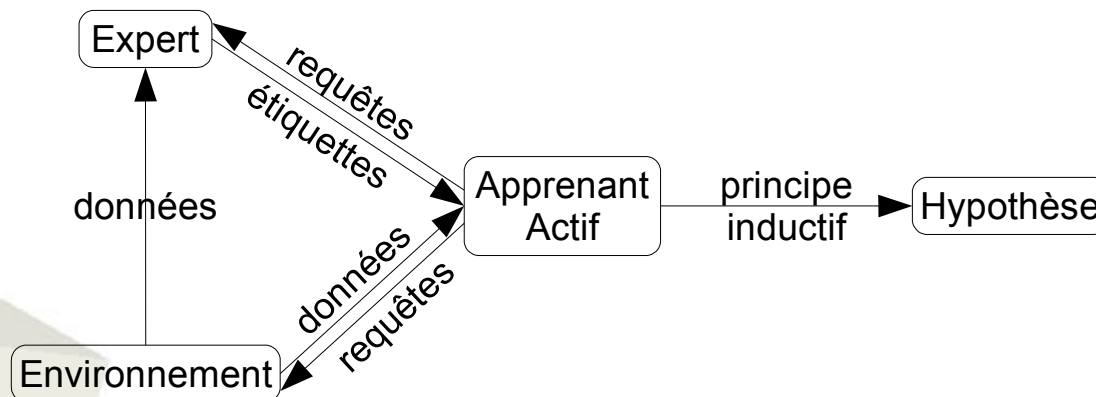
4. Un cadre incrémental

- Données séquentielles → Apprentissage en ligne.
- Evolution des données → Mise à jour des hypothèses.
- Algorithme d'apprentissage incrémental, (Utgoff 89)
 - ♦ exemple : classifieurs bayésiens naïfs,
 - ♦ sensibilité à l'ordre de présentation des exemples,
 - ♦ évaluation des performances sur un ensemble indépendant (2 stratégies / conditions de trafic).



4. Sélection d'exemple

- Sélection des exemples pour favoriser l'information sur les frontières entre classes.
- Dans le contexte de l'apprentissage actif, 2 cadres : (Tong 01)
 - ♦ réservoir de données,
 - ♦ flux de données.



4. Sélection de données dans un flux

- initialisation : hypothèse h
- pour tout exemple x_t , si *critère de sélection* vérifié
 - mise à jour de l'hypothèse h
- jusqu'à *critère d'arrêt*.

■ Paramètres:

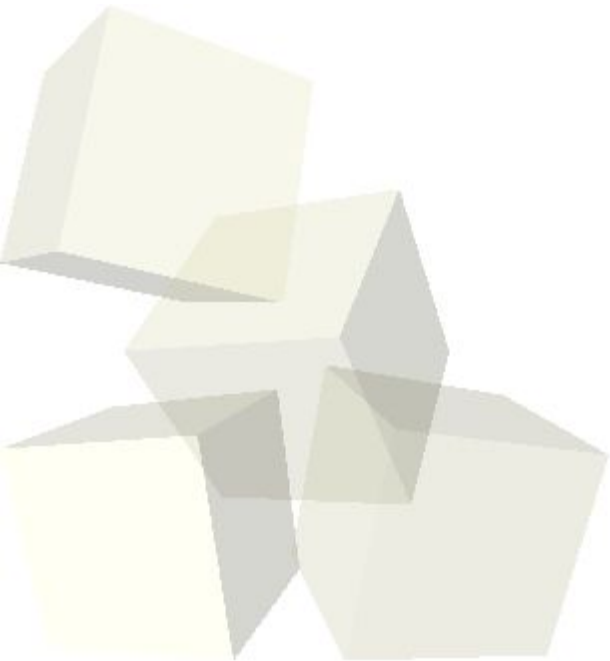
- ♦ algorithme de "base" (classifieurs bayésiens naïfs),
- ♦ critères de sélection des exemples et d'arrêt de l'apprentissage.

4. Critère de sélection dans un flux

- Avant étiquetage : limiter le recours à l'expert.

- Après étiquetage :

- ♦ sélection des exemples Mal-Classés (**MC**) par l'hypothèse courante (Windowing), (Fürnkranz 98)
- ♦ exemples avec étiquettes floues écartés.





4. Combiner les hypothèses

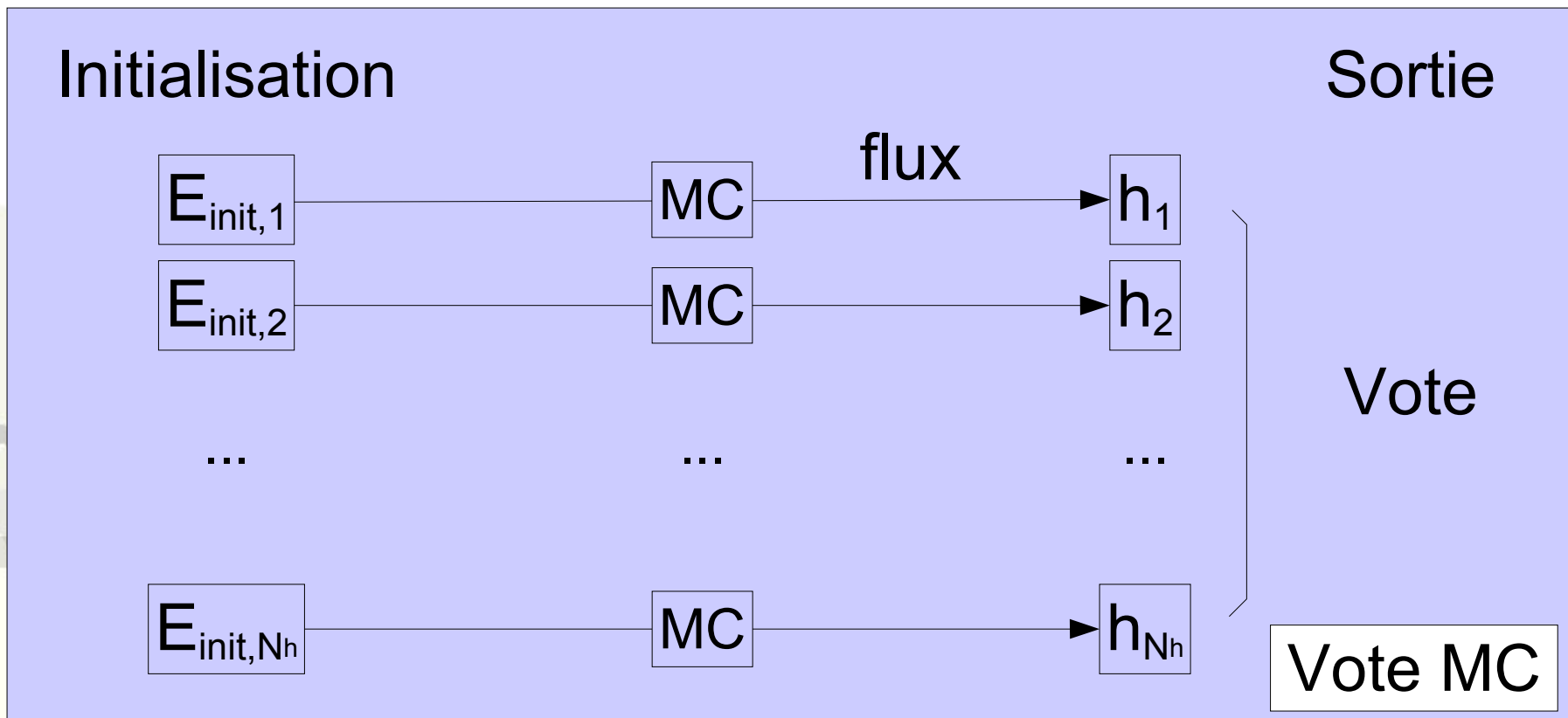
- Améliorer la stabilité des hypothèses par combinaison (AdaBoost, Bagging). (Dietterich 02)
- Diversité des hypothèses grâce à
 - ◆ l'initialisation différente des hypothèses (**Vote MC**),
 - paramètres à E_{init} et flux donnés: taille des ensembles d'initialisation de chaque hypothèse $n_{init,h}$ et nombre d'hypothèses N_h .
 - ◆ la sensibilité à l'ordre de présentation des exemples (**Vote AleaMC**, non incrémental),



4. Nos algorithmes

- initialisation de h
- pour tout exemple x_t , demander l'étiquette y_t de x_t
- si (y_t n'est pas floue) et ($h(x_t) \neq y_t$)
 - mise à jour de l'hypothèse h selon x_t
- tant que l'expert est disponible

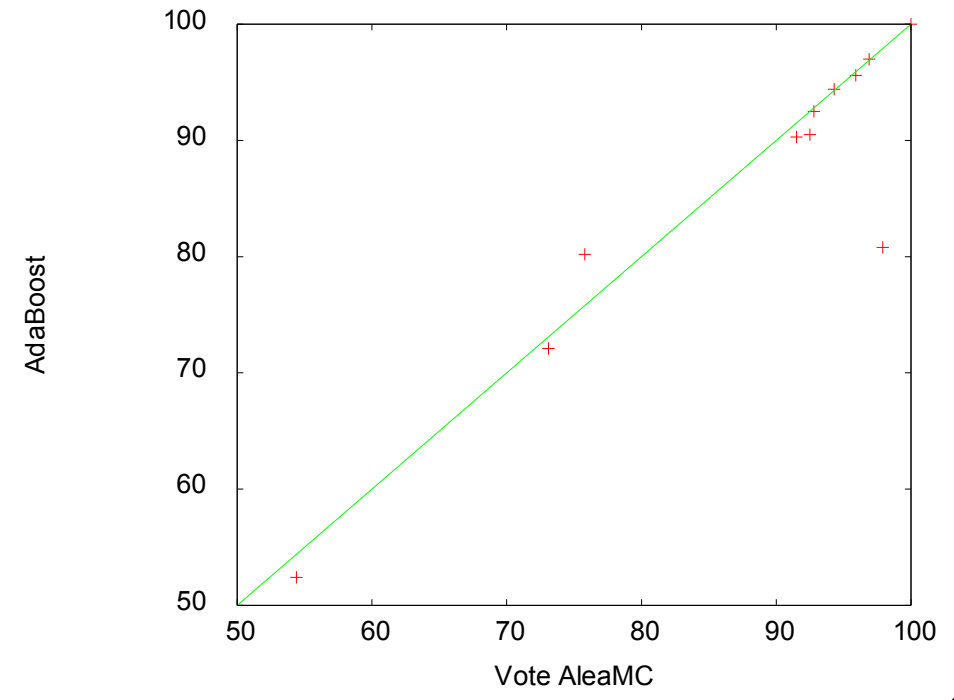
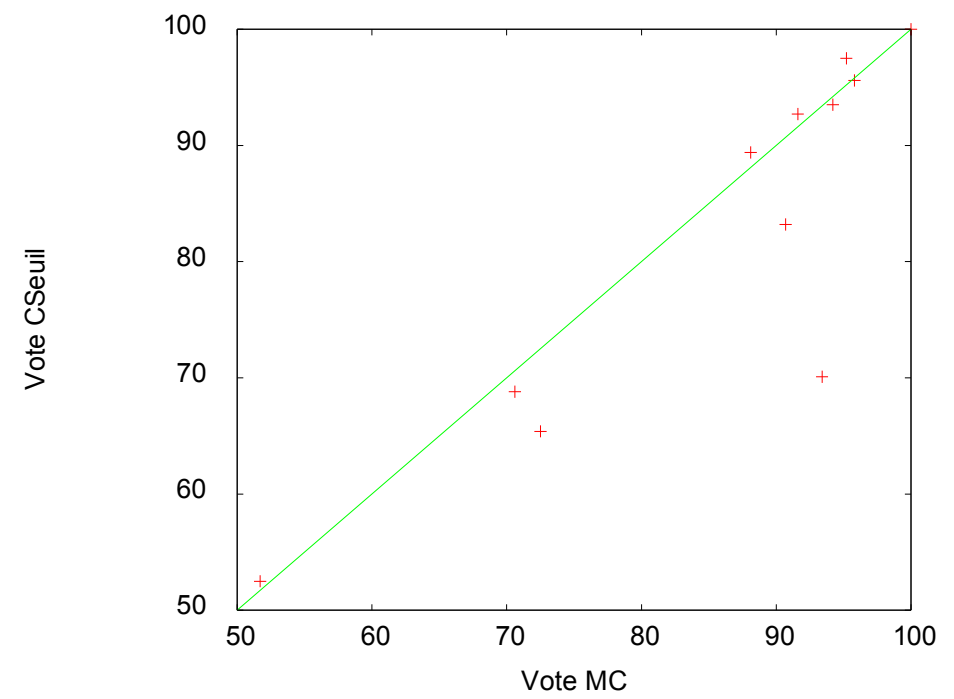
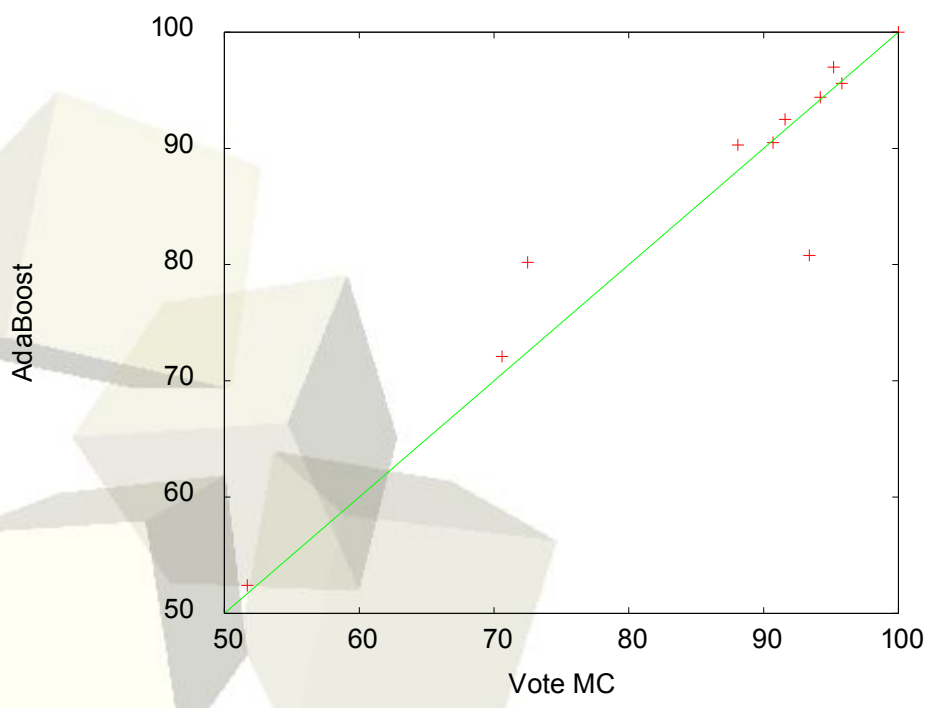
MC





4. Evaluation sur Benchmarks

11 problèmes classiques (UCI).
10 validation croisée (10 groupes).





4. Indicateur de vitesse

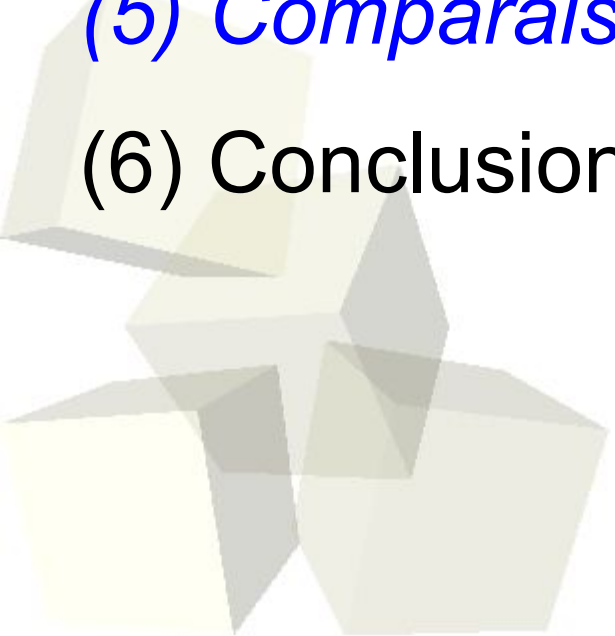
	Zone de conflit P	Zone de conflit K
Vote MC	73.7 ± 1.0	67.8 ± 1.6
AdaBoost	74.1 ± 0.9	66.3 ± 1.3
SVM	73.4 ± 0.6	75.0 ± 0.8
QBC	67.9 ± 2.3	65.4 ± 2.0

Tirage aléatoire de Einit, à flux donné et ensemble de test indépendant.

- Vote MC plus équilibré que SVM sur toutes les classes.
- Amélioration globale des performances de Vote MC avec le nombre d'exemples du flux.



- (1) La sécurité dans les carrefours
- (2) Notre modélisation des interactions
- (3) Des règles pour les interactions et leur proximité
- (4) Apprentissage d'indicateurs par sélection de données dans un flux
- (5) *Comparaison des stratégies*
- (6) Conclusion



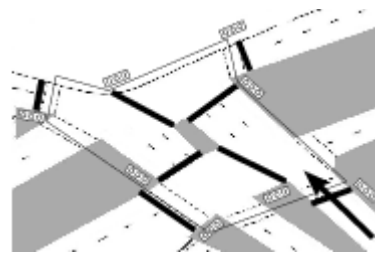


5. Méthodologie

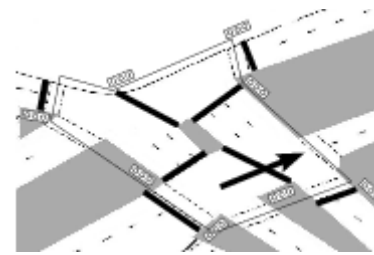
- Etude de l'exposition (= durée d'interaction) :
 - ◆ exposition totale indépendamment des niveaux de sévérité,
 - ◆ distribution de l'exposition et du pourcentage d'exposition en fonction des indicateurs de sévérité (test statistique de Kolmogorov-Smirnov).
- Comparaison d'une stratégie de référence et d'une stratégie adaptative, CRONOS. (Boillot 00)
- Limiter l'influence de la demande sur les entrées de chaque sous-intersection du carrefour.



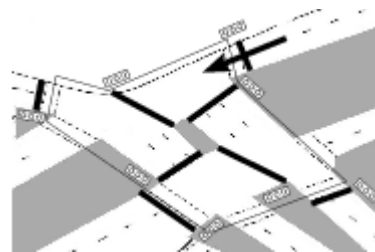
5. Echantillons étudiés



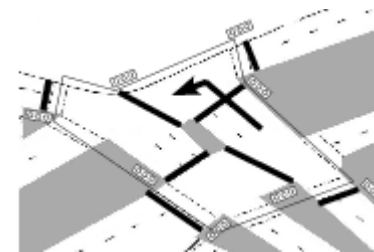
(K, extérieur)



(K, centre)



(P, extérieur)

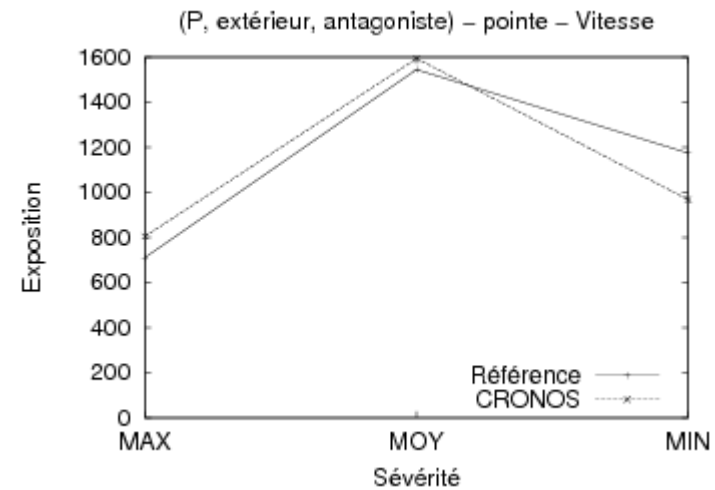
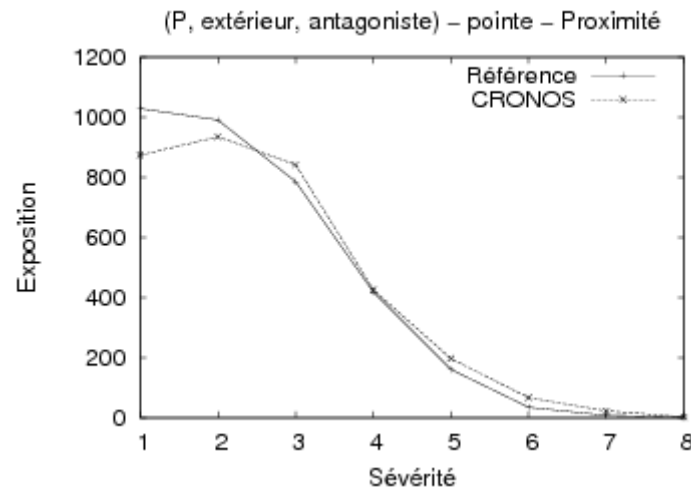


(P, centre)

- 5 échantillons d'une heure par condition de trafic (heure de pointe / fluide) et stratégie : 20 heures de données, analysées dans chaque contexte.



5. Catégorie antagoniste



■ Différences entre stratégies :

- ♦ selon la zone de conflit étudiée :

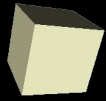
→ exposition totale: $P \text{ CRONOS} / K \text{ référence}$

- ♦ CRONOS implique une proportion plus importante d'exposition aux vitesses maximales que la stratégie de référence.

■ Pas de conclusion sans l'intégralité de l'échelle de sévérité.



- (1) La sécurité dans les carrefours
- (2) Notre modélisation des interactions
- (3) Des règles pour les interactions et leur proximité
- (4) Apprentissage d'indicateurs par sélection de données dans un flux
- (5) Comparaison des stratégies
- (6) *Conclusion*



6. Conclusion

- Modélisation des interactions dans une intersection:
 - ♦ focalisation sur la zone de conflit pour étudier l'influence des stratégies de régulation des feux.
- Traitement semi-automatique de grandes quantités de données, outil de diagnostic temps réel.
- Apprentissage d'indicateurs par sélection de données dans un flux.

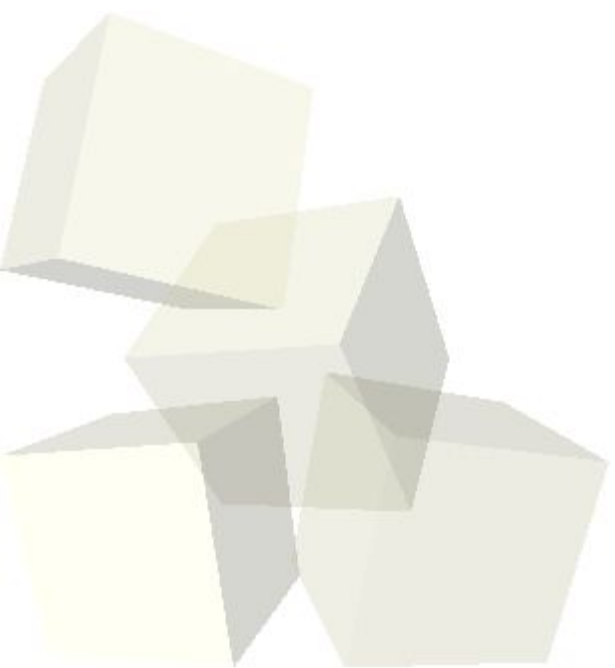


6. Perspectives

- Application à d'autres sites.
- Extension à d'autres types de carrefours, par exemple sans feux.
- Impact du choix des classifieurs bayésiens naïfs.
- Sensibilité des algorithmes incrémentaux à l'ordre de présentation des exemples et combinaison d'hypothèses.

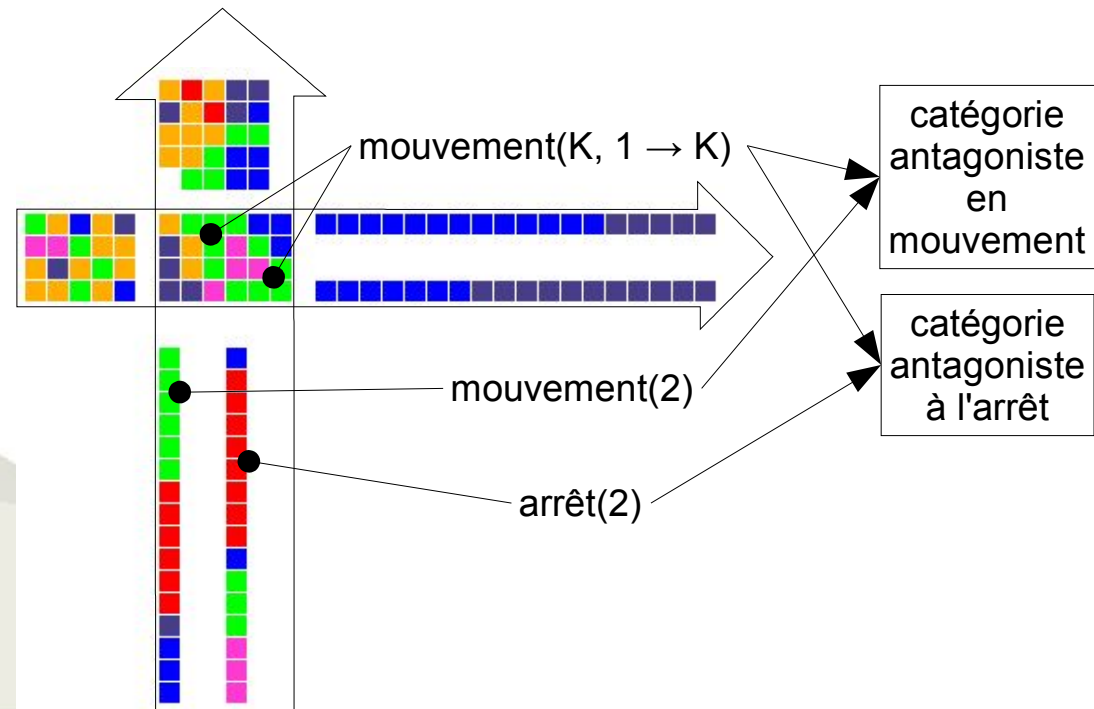
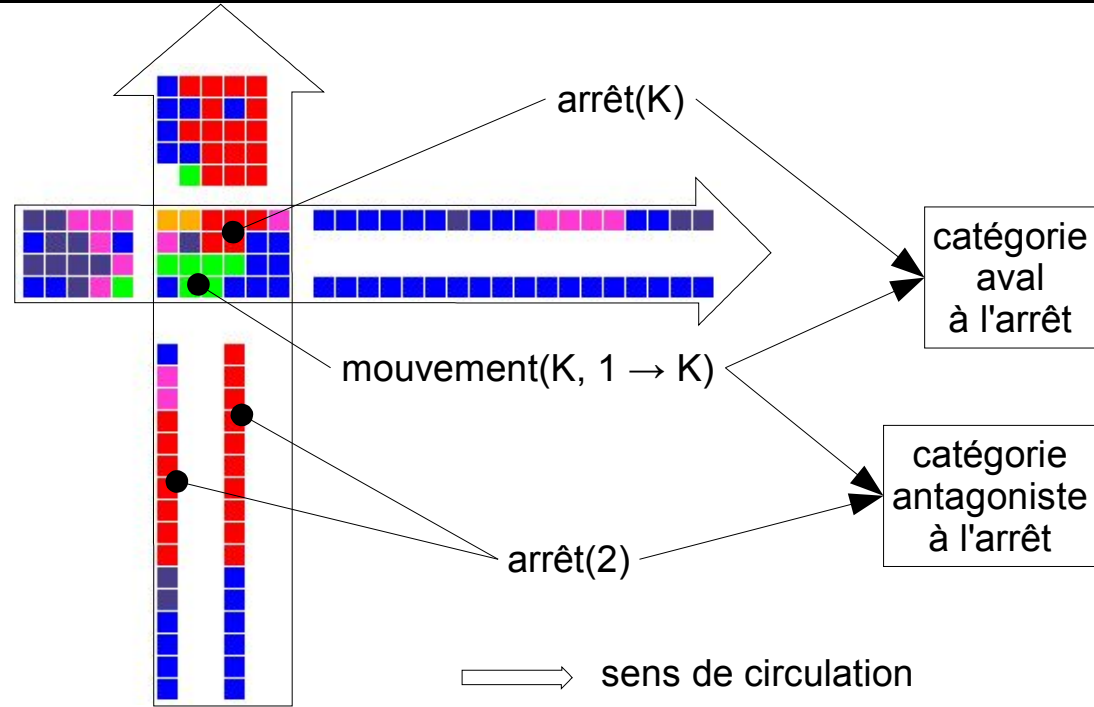


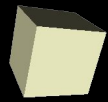
- *Stream-Based Learning through Data Selection in a Road Safety Application, STAIRS 2004.*
- *Apprentissage incrémental par sélection de données dans un flux pour une application de sécurité routière, conférence CAp 2004.*
- *Coopération entre système d'inférence et système de reconnaissance; Détection de situations dangereuses dans un carrefour à feux, Forum NTIC & Transports, journée Soft Computing & Transports 2004.*
- *Automatic detection of vehicle interactions in a signalized intersection, ICTCT Workshop 2003.*





3. Exemples de détection





4. Critère de sélection dans un flux

- Avant étiquetage : notion d'espace des versions,
 - ♦ requête par comité dans un flux, (Dagan 95)
 - ♦ adapter un critère de sélection utilisé pour un réservoir de données, mesurant l'utilité de chaque exemple : désaccord d'un comité (McCallum 98), taille de l'espace des versions (Schohn 00) (Tong 01), marge ou confiance d'une hypothèse (Lewis 94),
 - seuil sur cette utilité, (Ho 04)
 - considérer cette utilité comme une probabilité. (Dagan 95)
- Après étiquetage :
 - ♦ sélection des exemples *Mal-Classés* (**MC**) par l'hypothèse courante (Windowing). (Fürnkranz 98)

4. Evaluation sur Benchmarks

Problème	Vote MC	MC	QBC	CSeuil	CProba	Vote CSeuil	Vote Cproba
mushroom	100 ± 0	100 ± 0	99.0 ± 0.1	99.3 ± 0.2	99.4 ± 0.0	100 ± 0	99.5 ± 0.0
soybean	91.6 ± 0.3	90.8 ± 0.2	88.3 ± 0.3	92.6 ± 0.3	85.4 ± 0.3	92.7 ± 0.3	86.8 ± 0.3
vote	95.8 ± 0.3	94.6 ± 0.2	93.7 ± 0.2	95.5 ± 0.2	93.7 ± 0.2	95.6 ± 0.2	94.0 ± 0.2
tic-tac-toe	93.4 ± 0.3	87.1 ± 0.2	71.7 ± 0.4	70.1 ± 0.1	71.4 ± 0.4	70.1 ± 0.1	71.4 ± 0.3
iris disc	94.2 ± 0.3	93.6 ± 0.5	94.5 ± 0.3	93.6 ± 0.2	94.5 ± 0.2	93.5 ± 0.2	94.3 ± 0.2
car	90.7 ± 0.2	89.9 ± 0.1	85.7 ± 0.1	83.2 ± 0.2	84.7 ± 0.2	83.2 ± 0.1	85.0 ± 0.2
cmc disc	51.7 ± 0.2	51.6 ± 0.2	51.7 ± 0.4	52.5 ± 0.2	52.0 ± 0.1	52.5 ± 0.2	51.8 ± 0.1
connect-4	70.6 ± 0.1	70.3 ± 0.1	72.8 ± 0.1	69.6 ± 0.6	71.7 ± 0.3	68.8 ± 0.2	70.3 ± 0.3
derma disc	95.2 ± 0.2	94.6 ± 0.3	95.7 ± 0.3	97.0 ± 0.2	91.9 ± 1.4	97.5 ± 0.2	94.1 ± 0.4
promoters	88.1 ± 1.6	84.8 ± 1.1	82.3 ± 0.8	86.1 ± 0.7	75.8 ± 1.3	89.4 ± 1.1	81.8 ± 0.5
audiology	72.5 ± 0.6	72.2 ± 0.4	61.2 ± 1.0	59.6 ± 2.8	41.9 ± 2.2	65.4 ± 2.4	42.1 ± 1.0

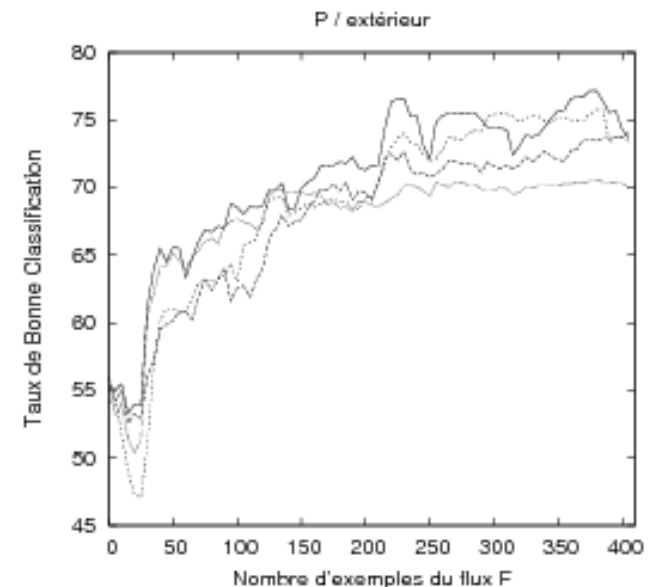
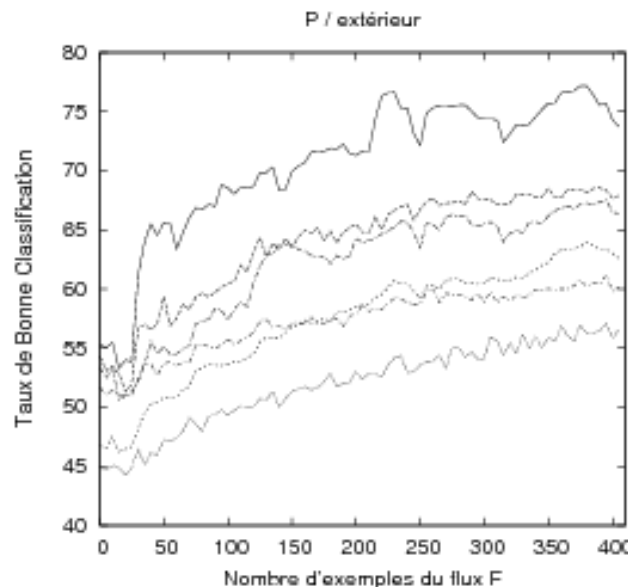
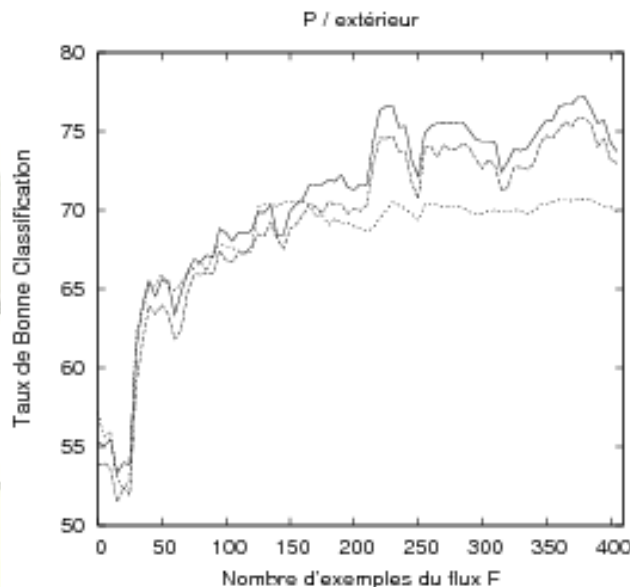
Problème	Vote MC	MC	Bagging	NB	Vote AleaMC	AdaBoost	SVM
mushroom	100 ± 0	100 ± 0	95.7 ± 0.0	95.8 ± 0.0	100 ± 0	100 ± 0	/
soybean	91.6 ± 0.3	90.8 ± 0.2	92.6 ± 0.1	92.9 ± 0.1	92.8 ± 0.1	92.5 ± 0.4	/
vote	95.8 ± 0.3	94.6 ± 0.2	90.2 ± 0.1	90.1 ± 0.0	95.9 ± 0.1	95.6 ± 0.1	94.6 ± 0.1
tic-tac-toe	93.4 ± 0.3	87.1 ± 0.2	70.3 ± 0.1	69.6 ± 0.1	97.9 ± 0.1	80.8 ± 1.0	/
iris disc	94.2 ± 0.3	93.6 ± 0.5	94.3 ± 0.1	94.5 ± 0.1	94.3 ± 0.2	94.4 ± 0.1	94.2 ± 0.2
car	90.7 ± 0.2	89.9 ± 0.1	85.4 ± 0.2	85.8 ± 0.2	92.5 ± 0.1	90.5 ± 0.3	/
cmc disc	51.7 ± 0.2	51.6 ± 0.2	52.1 ± 0.2	52.4 ± 0.1	54.4 ± 0.2	52.4 ± 0.1	/
connect-4	70.6 ± 0.1	70.3 ± 0.1	72.1 ± 0.0	72.1 ± 0.0	73.1 ± 0.0	72.1 ± 0.0	/
derma disc	95.2 ± 0.2	94.6 ± 0.3	97.9 ± 0.1	97.5 ± 0.1	96.9 ± 0.1	97.0 ± 0.1	96.2 ± 0.1
promoters	88.1 ± 1.6	84.8 ± 1.1	88.9 ± 1.0	92.4 ± 0.7	91.5 ± 0.2	90.3 ± 0.7	93.8 ± 0.9
audiology	72.5 ± 0.6	72.2 ± 0.4	71.3 ± 0.2	72.6 ± 0.2	75.8 ± 0.5	80.2 ± 0.3	81.6 ± 0.3

validation croisée en 10 ensembles.



4. Indicateur de vitesse

	MIN			MOY		MAX		Nb Ex
	TBC	Rappel	Précision	Rappel	Précision	Rappel	Précision	
Vote MC	73.7 ± 1.0	81.2 ± 1.2	84.6 ± 1.7	73.4 ± 2.5	66.5 ± 1.1	63.5 ± 2.1	70.7 ± 1.7	115 ± 2
MC	73.0 ± 1.7	80.3 ± 2.5	84.2 ± 2.5	72.6 ± 3.5	66.2 ± 2.1	63.0 ± 4.3	69.1 ± 3.6	115 ± 5
NB	69.9 ± 0.3	63.8 ± 0.4	93.2 ± 0.4	69.7 ± 0.6	72.7 ± 0.8	79.0 ± 0.9	52.1 ± 0.3	435 ± 0
AdaBoost	74.1 ± 0.9	76.9 ± 1.1	84.7 ± 1.6	73.9 ± 2.8	67.0 ± 1.4	70.3 ± 3.4	72.4 ± 2.5	435 ± 0
SVM	73.4 ± 0.6	75.9 ± 0.7	85.8 ± 0.6	88.3 ± 0.6	61.7 ± 0.6	47.1 ± 1.4	93.5 ± 0.7	435 ± 0
Bagging	70.0 ± 0.4	63.9 ± 0.6	93.3 ± 0.7	70.5 ± 0.9	72.4 ± 0.7	78.1 ± 0.9	52.4 ± 0.6	435 ± 0
QBC	67.9 ± 2.3	64.4 ± 2.8	88.9 ± 5.9	70.1 ± 5.7	67.2 ± 4.5	69.5 ± 11.4	52.6 ± 5.7	112 ± 12
CSeuil	62.6 ± 3.1	66.0 ± 7.7	84.0 ± 6.5	68.1 ± 14.1	61.6 ± 8.8	49.2 ± 30.2	41.4 ± 16.1	56 ± 12
CProba	56.6 ± 3.6	55.8 ± 6.8	85.8 ± 8.9	70.5 ± 21.8	57.3 ± 13.5	36.2 ± 37.3	27.2 ± 16.6	18 ± 5
Vote CSeuil	66.4 ± 1.7	64.9 ± 2.3	89.9 ± 3.3	76.3 ± 8.3	61.9 ± 4.1	53.3 ± 17.3	52.0 ± 5.2	58 ± 3
Vote CProba	60.1 ± 3.2	57.3 ± 1.9	92.0 ± 4.8	80.0 ± 14.6	55.4 ± 9.3	33.7 ± 31.1	41.3 ± 13.0	20 ± 2



tirage aléatoire de E_{init} dans un ensemble E , flux donné, ensemble de test indépendant