

Soutenance HDR

Corrections et fusion d'informations dans le cadre des fonctions de croyance. Applications.

D. Mercier

Université d'Artois, EA 3926 LGI2A, IUT Béthune, département R&T

Béthune, vendredi 4 décembre 2015

Parcours en recherche et enseignement. Responsabilités.

Travaux et projet de recherche.

Parcours en recherche et enseignement. Responsabilités.

Diplômes

Situations actuelle et précédentes

Recherche

Encadrements

Projets

Enseignements

Responsabilités administratives et scientifiques

- ▶ **2006 - Doctorat** spécialité Technologie de l'Information et des Systèmes réalisé dans le cadre d'une CIFRE entre l'entreprise **Solystic (Paris)** et l'**Université de Technologie de Compiègne (UTC)**, Laboratoire **HeuDiaSyC**.
 - Thèse débutée le **1^{er} nov. 2003** et soutenue le **6 déc. 2006**.
 - Titre de la thèse : *Fusion d'informations pour la reconnaissance automatique d'adresses postales dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance*.
 - Direction : T. Denœux et M.-H. Masson
- ▶ **2003 - DEA** Représentation des Connaissances et Formalisation du Raisonnement, **Université Paul Sabatier (UPS) Toulouse 3**.
- ▶ 1995 à 2002 Études de mathématiques et informatique (deux maîtrises) à l'**Université de Bordeaux 1**.

- ▶ **Depuis sept. 2008** Maître de conférences à l'**Université d'Artois (UArtois)**, **IUT Béthune, Dpt R&T**, Laboratoire de Génie Informatique et Automatique de l'Artois (**EA 3926 LGI2A**).
 - PEDR depuis sept. 2013.
- ▶ **Sept. 2007 - août 2008** ATER, **UArtois (IUT, R&T)**, **LGI2A**.
- ▶ **Nov. 2006 - août 2007** ATER, **UTC**, **HeuDiaSyC**.
- ▶ **Nov. 2003 - nov. 2006** Doctorant, **Solystic / UTC-HeuDiaSyC**.

Domaine de recherche principal

- Fusion d'informations avec des fonctions de croyance (FC).

Parcours recherche et co-auteurs

HeuDiasyC : Thèse (2003-2006) + 1 année ATER (2006-2007)

- **T. Denœux, M.-H. Masson, B. Quost** (Heudiasyc), **G. Cron, K. Benyoub** (Solystic).
- Fusion d'informations pour la reconnaissance des adresses postales, Affaiblissement contextuel.

Domaine de recherche principal

- ▶ Fusion d'informations avec des fonctions de croyance (FC).

Parcours recherche et co-auteurs

LGI2A : 1 année ATER (2007-2008) + MCF (à partir 2008) :

- ▶ **E. Lefèvre**, **D. Jolly** (2007), **F. Delmotte** (2010), **F. Pichon** (2013) (LGI2A) : Asso. de données avec FC, Correction FC.
- ▶ **F. Pêrisse** (2007), **R. Pusca**, **C. Demian** (2011) (Laboratoire Systèmes Électrotechniques et Environnement - EA 4025 LSEE - UArtois) : Diagnostic du vieillissement du bobinage d'un moteur électrique.
- ▶ Thèse de **M. Bou Farah** (2010) (Orange, Paris) : Fusion d'informations dans les réseaux de véhicules.
- ▶ Thèse de **S. Hachour** (2011) (LGI2A) : Suivi et classification multi-objets multi-capteurs.

Type de publication	Nombre	Dont hors thèse
Revue internationale	7	5
Chapitres de livre international	2	1
Revue nationale	2	1
Conférences internationales avec actes et comités de relectures (belief, ipmu, ecsqaru, isipta, fusion)	22	17
Conférences nationales avec actes et comités de relectures	10	7
Brevets	2	0

1. S. Hachour, F. Delmotte, **D. Mercier**, É. Lefèvre, *Object tracking and credal classification with kinematic data in a multi-target context*, *Inf. Fusion.* 69 :174-188, Nov. 2014. **FI : 3,472**
2. M. Bou Farah, **D. Mercier**, É. Lefèvre, F. Delmotte, *A high-level application using belief functions for exchanging and managing uncertain events on the road in vehicular ad-hoc networks*, *Annals of telecom.* 69(3-4) :185-199, April 2014. **FI : 0,699**
3. **D. Mercier**, É. Lefèvre, F. Delmotte, *Belief functions contextual discounting and canonical decompositions*, *Int. J. of Approx. Reas.* 53(2) :146-158, Feb. 2012. **FI : 1,729**
4. **D. Mercier**, É. Lefèvre, D. Jolly, *Object association with belief functions, an application with vehicles*, *Inf. Sciences* 81(24) : 5485-5500, Dec. 2011. **FI : 2,833**
5. F. Périsse, **D. Mercier**, É. Lefèvre, D. Roger, *Robust diagnostics of stator insulation based on high frequency resonances measurements*, *IEEE Trans. on D. and Elect. Ins* 16(5) :1496-1502, Oct. 2009. **FI : 0,848**

1. M. HACHOUR Samir (40%) (thèse soutenue).

- ▶ Direction : F. Delmotte. (+ aide É. Lefèvre) Sujet : *Suivi et classification d'objets multiples : contributions avec des fonctions de croyance.*
- ▶ Déb. : 1^{er} déc. 2011, sout. le 5 juin 2015 (42 mois). Bourse Ministère.
- ▶ 1 revue internationale (Inf. Fusion 2014). 4 conf. int. (Belief 2014, IPMU 2014, Fusion 2014, SDF 2013).
- ▶ Actuellement ATER IUT Béthune, dpt GEII.

2. Mme BOU FARAH Mira (70%) (thèse soutenue).

- ▶ Direction : F. Delmotte. (+ aide É. Lefèvre)
- ▶ Sujet : *Méthodes utilisant des fonctions de croyance pour la gestion des informations imparfaites dans les réseaux de véhicules.*
- ▶ Déb. : 1^{er} oct. 2010, sout. le 2 déc. 2014 (50 mois à tps partiel).
- ▶ 1 revue internationale (An. of telecom. 2014), 3 conf. int. (Belief 2014, ITSC 2013, IV 2011).
- ▶ Actuellement Ingénieur R&D chez Orange, Paris, France. Qualifiée en sections CNU 61 et 27 en février 2015.

1. Mme. MINARI Pauline (35%) (thèse en cours).

- ▶ Direction : É Lefèvre. Co-encadrement : F. Pichon.
- ▶ Sujet : *Floutage de visages dans des séquences vidéos à l'aide de la théorie des fonctions de croyance.*
- ▶ Débutée le 1^{er} déc. 2014.
- ▶ Financement : CIFRE avec la SNCF (Saint-Denis).

1. Mme. MARGOSETIYOWAH Dwi Yanti (50%) (Master 2 recherche).

- ▶ Direction : G. Goncalves.
- ▶ Sujet : *Modélisation d'un problème de cross-docking avec le logiciel Arena, recherche des éléments d'incertitude.*
- ▶ Déb. le 1^{er} sept. 2011, achevé le 29 fév. 2012.
- ▶ Devenir : Retour au pays. Fonctionnaire au ministère du transport (Transportation Apparatus Human Resource Development Centre), Bogor, Indonésie.

Projet régional européen (Interreg IVB) NISTO (2013-2015)

- ▶ Évaluation de projets de transport alternatifs (analyse multi-critères)
- ▶ Rôle : membre (19%), soutien scientifique à Boulogne développement
- ▶ Budget propre : 80325 euros (dont recrutement ingénieur recherche sur 8 mois).

Projet régional Plaiimob du CPER CISIT (2007-2013)

- ▶ Communication inter-véhicule (Thèse M. Bou Farah)
- ▶ Rôle : membre (20%)
- ▶ Budget propre : financement d'un ingénieur sur 8 mois + achat matériel

Projets locaux UArtois BQR

- ▶ Rôles : 3 fois membre + 1 fois responsable (*)
- ▶ 3 fois avec LSEE (2008, 2011, 2014(*)) (vieillesse bobinage)
- ▶ 1 fois avec CRIL (2013 à 2014) (communication inter-véhicule)
- ▶ Budget propre : 5000 à 10000 euros par projet.

Parcours

Enseignements : Modules enseignés en tant que responsable (R) ou chargé (C) de TD/TP (Sept. 2003 - Août 2015, 4 ans UTC + 8 ans UArtois)

Intitulé	Nb années	Niveau
Réseaux : Technologie IP (module 60h étudiant)	7(R), 1(C)	DUT R&T 1
Réseaux : Administration (module 30h étudiant)	2(C)	DUT R&T 1
Réseaux : Concepts généraux (60h)	5(C)	DUT R&T 1
Réseaux : Sécurité (30h)	2(R), 2(C)	DUT R&T 2
Programmation : Bases 1 et 2 (30h, 30h)	6(R), 2(C) et 7(C)	DUT R&T 1
Programmation : Avancée (30h)	1(R)	DUT R&T 2
Programmation : Web 1 et 2 (30h, 30h)	2(R) et 7(R)	DUT R&T 1
Traitement numérique du signal (30h)	3(C)	DUT R&T 2
Programmation d'automates industriels	1(C, 28h TP)	DUT GEII 1
Méthodes statistiques pour l'ingénieur	3(C, 32h TD)	UTC 3
Conception de bases de données	2(C, 34hTD 34hTP)	UTC 3
Programmation Bases (34h TD, 32h TP)	1(C)	UTC 3
Programmation Algo. & Struct. don. (34h TD)	1(C)	UTC 3
Concepts de base de la théorie des fonctions de croyance (2h cours, 2h TD, 6h TP)	1(R)	FSA M2

Parcours

Enseignements : Nombre total d'heures equiv. TD enseignées à chaque niveau (Sept. 2003 - Août 2015, 4 ans UTC + 8 ans UArtois)

Année	Nb total heures (eq. TD)
1 ^{re} année DUT R&T	1368h
2 ^e année DUT R&T	733h
DUT R&T en formation continue	60h
1 ^{re} année DUT GEII	28h
3 ^e année UTC	338h
5 ^e année FSA	11h

Parcours

Encadrements de 3 travaux d'études et de recherches (TER), master 1 Informatique, UFR des Sciences (Lens) UArtois, (début avril à début juin, 10 semaines)

- ▶ TER 2011 K. Pogorzelski et TER 2012 M. Waroquet (avec É. Lefèvre)
 - Sujet : développement d'un logiciel de pilotage de wifibots en langage Java.
- ▶ TER 2015 B. Delattre (avec É. Lefèvre et F. Pichon)
 - Sujet : détection de visages dans des séquences vidéo (utilisation d'OpenCV et du langage C++).

Sept. 2009 – Sept. 2012 : co-direction des études du département R&T.

- ▶ Suivi et gestion des absences des étudiants de première année,
- ▶ Réalisation des emplois du temps (janvier à juin) des promotions DUT R&T et LP Réseaux sans fils,
- ▶ La gestion du site Web du département <http://rt-bethune.univ-artois.fr/>.

Sept. 2013 – Sept. 2015 : Représentant MCF élu au conseil d'administration de l'IUT de Béthune.

- ▶ Depuis **sept. 2012** : Membre élu du **bureau de direction de l'association internationale BFAS** (The Belief Functions and Applications Society, <http://www.bfasociety.org/>).
- ▶ Membre du **comité d'organisation** de la 3^e école internationale sur les fonctions de croyance BFAS 2015 (28 sept - 2 oct. 2015, Stella Plage, France).
- ▶ **Invitation session plénière Uncertainty forum, FUSION'2010**, Édimbourg.
- ▶ **Relecteur revues internationales** : (régulières depuis 2009, **fusion d'informations, l'aide à la décision, fonctions de croyance**) *Int. J. of Approx. Reas, Inf. Fusion, IEEE Trans. On Cyb., Artifi. Intel., Inf. Sciences, Knowledge-Based Systems, Fuzzy Sets and Systems, IEEE Trans. on knowledge and Data Eng..*

- ▶ Membre du **comité de programme** des conférences internationales : [ECSQARU 2015](#) (organisation également d'une session spéciale sur les fonctions de croyance), [BELIEF 2014](#), [IPMU 2014](#), [BELIEF 2010](#), [IPMU 2010](#).
- ▶ Membre du **jury de thèse** (examineur) : V. Antoine, Intégration de connaissances a priori en classification automatique, UTC, encadrée par B. Quost et T. Denœux, Mardi 29 Novembre 2011.
- ▶ Membre de **comités de sélection** pour le recrutement de maîtres de conférences : 3 à l'UArtois, 1 à Lille 1.
- ▶ Participation à la **fête de la science** au LGI2A (2008, 2009, 2010).
- ▶ Membre (de droit) du **conseil de laboratoire du LGI2A**.

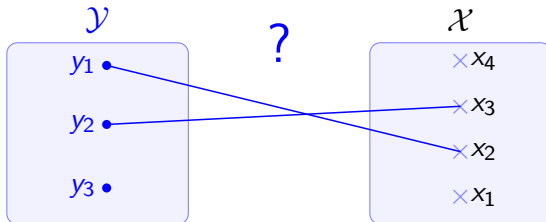
Parcours en recherche et enseignement. Responsabilités.

Travaux et projet de recherche.

Parcours en recherche et enseignement. Responsabilités.

Travaux et projet de recherche.

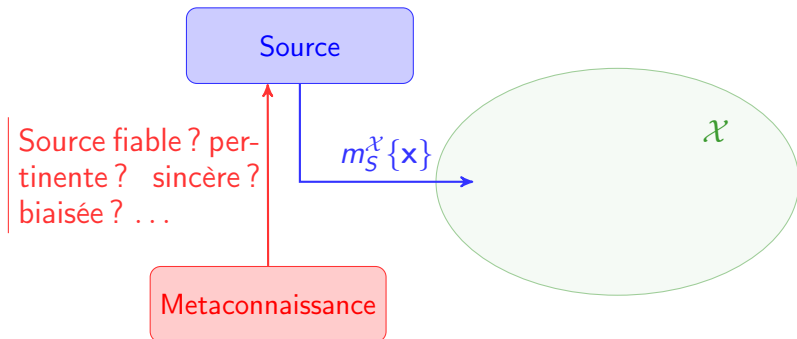
1. Association de données avec des fonctions de croyance



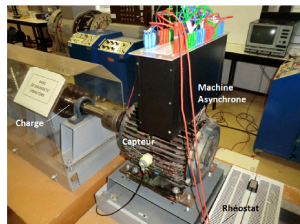
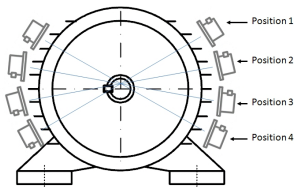
Objectif : Former des couples composés d'éléments de chacun des deux ensembles sachant que :

- des éléments peuvent rester non associés
- les informations sur chaque association sont modélisées par des fonctions de croyance.

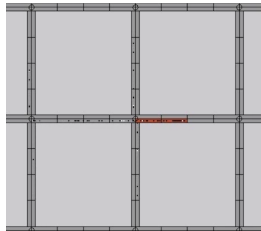
1. **Association de données** avec des fonctions de croyance
2. **Corrections** de fonctions de croyance



1. **Association de données** avec des fonctions de croyance
2. **Corrections** de fonctions de croyance
3. **Applications** en fusion d'informations :
 - ▶ Diagnostic du vieillissement d'un moteur électrique (Coopération avec le LSEE)



1. **Association de données** avec des fonctions de croyance
2. **Corrections** de fonctions de croyance
3. **Applications** en fusion d'informations :
 - ▶ Diagnostic du vieillissement d'un moteur électrique (Coopération avec le LSEE)
 - ▶ Communication inter-véhicule (Thèse de Mira Bou Farah)



1. **Association de données** avec des fonctions de croyance
2. **Corrections** de fonctions de croyance
3. **Applications** en fusion d'informations :
 - ▶ Diagnostic du vieillissement d'un moteur électrique (Coopération avec le LSEE)
 - ▶ Communication inter-véhicule (Thèse de Mira Bou Farah)
 - ▶ Suivi et classification d'objets (Thèse de Samir Hachour)

Choix : Présentation de travaux autour des **mécanismes de correction** développés

Plusieurs raisons :

- ▶ Implication la plus régulière
- ▶ Travaux les plus avancés, d'actualité et prometteurs
- ▶ Nombreux concepts des fonctions de croyance mis en jeu :
 - combinaisons (et dé-combinaisons),
 - conditionnement (et dé-conditionnement),
 - mesure d'informations,
 - apprentissages, ...

Travaux et projet de recherche.

Corrections contextuelles développées (CD, CR, CN)

Apprentissage automatique (CD, CR, CN) à partir de données étiquetées

Correction de sorties catégoriques d'un classifieur à partir de matrices de confusion

Perspectives de travaux de recherches

Travaux et projet de recherche.

Corrections contextuelles développées (CD, CR, CN)

Apprentissage automatique (CD, CR, CN) à partir de données étiquetées

Correction de sorties catégoriques d'un classifieur à partir de matrices de confusion

Perspectives de travaux de recherches

Corrections contextuelles (CD, CR, CN)

Dérivation à partir du Behaviour Based Correction (BBC)

Ces corrections :

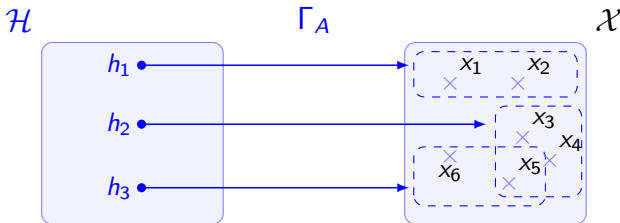
- Affaiblissement contextuel (Contextual discounting - CD)
- Renforcement contextuel (Contextual reinforcement - CR)
- Négation contextuelle (Contextual negating - CN)

dérivent du mécanisme de **correction basée sur le comportement (behaviour based correction - BBC)** introduit par (Pichon et al., 2012).

Behaviour Based Correction (BBC)

Modèle (Pichon et al. 2012)

- ▶ Une source fournit une fonction de masse (FM) $m^{\mathcal{Y}}$,
- ▶ l'information sur l'état (ou la configuration) h dans lequel se trouve la source est donnée par une FM $m^{\mathcal{H}}$,
- ▶ et pour tout $A \subseteq \mathcal{Y}$ une fonction Γ_A définie de $\mathcal{H}$ dans $2^{\mathcal{X}}$ indique **comment interpréter l'information $y \in A \subseteq \mathcal{Y}$ pour chaque état $h \in \mathcal{H}$.**



Behaviour Based Correction (BBC)

Exemple modélisation

- Considérons un thermomètre pouvant être :
 - **fiable** : ce qu'il fournit est correct.
 - **biaisé (approximativement fiable)** : s'il donne une température t , la vraie température se trouve dans $\{t - 1, t, t + 1, t + 2\}$.
 - **non fiable** : ce qu'il fournit est incorrect et n'apporte aucune information.

Behaviour Based Correction (BBC)

Exemple modélisation

- Considérons un thermomètre pouvant être :
 - **fiable** : ce qu'il fournit est correct.
 - **biaisé (approximativement fiable)** : s'il donne une température t , la vraie température se trouve dans $\{t - 1, t, t + 1, t + 2\}$.
 - **non fiable** : ce qu'il fournit est incorrect et n'apporte aucune information.
- Modèle :
 - $\mathcal{Y} = \mathcal{X}$ l'ensemble des températures,
 - $\mathcal{H} = \{\text{fiable}, \text{biaisé}, \text{non fiable}\}$,
 - et Γ_A est définie pour tout $A \subseteq \mathcal{X}$ par :

$$\begin{aligned}\Gamma_A(\text{fiable}) &= A, \\ \Gamma_A(\text{biaisé}) &= A \cup_{t \in A} \{t - 1, t + 1, t + 2\}, \\ \Gamma_A(\text{non fiable}) &= \mathcal{X}.\end{aligned}$$

Behaviour Based Correction (BBC)

Expression (Pichon et al. 2012)

- Pour avoir l'information sur $\mathcal{X}$, les informations $m^{\mathcal{Y}}, m^{\mathcal{H}}, \{\Gamma_A, A \subseteq \mathcal{Y}\} = m^{\mathcal{Y}}, m^{\mathcal{H}}, m^{\mathcal{H} \times \mathcal{X} \times \mathcal{Y}}$ (où $m^{\mathcal{H} \times \mathcal{X} \times \mathcal{Y}}(\cup_{h \in \mathcal{H}, A \subseteq \mathcal{Y}} \{h\} \times A \times \Gamma_A(h)) = 1$) sont combinées ainsi :

$$\left((m^{\mathcal{Y} \uparrow \mathcal{H} \times \mathcal{X} \times \mathcal{Y}} \oplus m^{\mathcal{H} \times \mathcal{X} \times \mathcal{Y}})^{\downarrow \mathcal{H} \times \mathcal{X}} \oplus m^{\mathcal{H} \uparrow \mathcal{H} \times \mathcal{X}} \right)^{\downarrow \mathcal{X}},$$

où $(\uparrow)$ extension vide, $(\downarrow)$ projection

Behaviour Based Correction (BBC)

Expression (Pichon et al. 2012)

- Pour avoir l'information sur $\mathcal{X}$, les informations $m^{\mathcal{Y}}, m^{\mathcal{H}}, \{\Gamma_A, A \subseteq \mathcal{Y}\} = m^{\mathcal{Y}}, m^{\mathcal{H}}, m_{\Gamma}^{\mathcal{H} \times \mathcal{X} \times \mathcal{Y}}$ (où $m_{\Gamma}^{\mathcal{H} \times \mathcal{X} \times \mathcal{Y}}(\cup_{h \in \mathcal{H}, A \subseteq \mathcal{Y}} \{h\} \times A \times \Gamma_A(h)) = 1$) sont combinées ainsi :

$$\left((m^{\mathcal{Y} \uparrow \mathcal{H} \times \mathcal{X} \times \mathcal{Y}} \oplus m_{\Gamma}^{\mathcal{H} \times \mathcal{X} \times \mathcal{Y}})^{\downarrow \mathcal{H} \times \mathcal{X}} \oplus m^{\mathcal{H} \uparrow \mathcal{H} \times \mathcal{X}} \right)^{\downarrow \mathcal{X}},$$

où $(\uparrow)$ extension vide, $(\downarrow)$ projection

- Résultat, appelé BBC et noté $f_{m^{\mathcal{H}}}(m^{\mathcal{Y}})$, est donné pour tout $B \subseteq \mathcal{X}$, avec $\Gamma_A(H) = \cup_{h \in H} \Gamma_A(h)$, par :

$$f_{m^{\mathcal{H}}}(m^{\mathcal{Y}})(B) = \sum_{H \subseteq \mathcal{H}} m^{\mathcal{H}}(H) \sum_{A: \Gamma_A(H)=B} m^{\mathcal{Y}}(A).$$

Behaviour Based Correction (BBC)

Exemple : affaiblissement (Shafer, 1976)

► Avec le modèle :

- $\mathcal{Y} = \mathcal{X}$, $m^{\mathcal{Y}} = m_S^{\mathcal{X}}$ (FM fournie par une source S)
- $\mathcal{H} = \{\text{fiable}, \text{non fiable}\}$, t.q. Γ_A définie $\forall A \subseteq \mathcal{X}$ par :

$$\begin{aligned}\Gamma_A(\text{fiable}) &= A, \\ \Gamma_A(\text{non fiable}) &= \mathcal{X}.\end{aligned}$$

- $m^{\mathcal{H}}$ définie, avec $\alpha \in [0, 1]$, par :

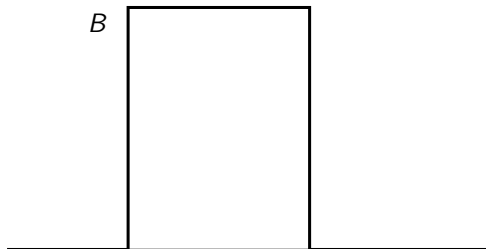
$$\begin{aligned}m^{\mathcal{H}}(\{\text{non fiable}\}) &= \alpha, \\ m^{\mathcal{H}}(\{\text{fiable}\}) &= \beta = 1 - \alpha.\end{aligned}$$

- On obtient : $f_{m^{\mathcal{H}}}(m_S^{\mathcal{X}}) = \beta m_S^{\mathcal{X}} + \alpha m_{\mathcal{X}}^{\mathcal{X}}$, où $m_{\mathcal{X}}^{\mathcal{X}}(\mathcal{X}) = 1$.

Négation contextuelle (CN)

Introduction

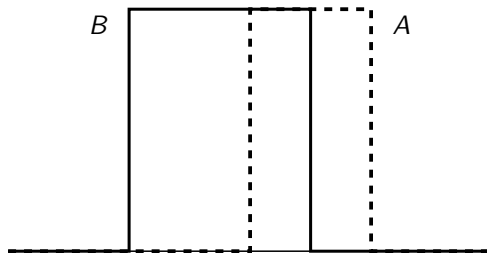
- Supposons qu'une source nous indique que la valeur recherchée x de la variable d'intérêt x appartient à $B \subseteq \mathcal{X}$.



Négation contextuelle (CN)

Introduction

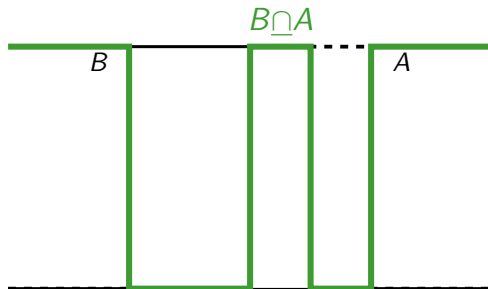
- Supposons qu'une source nous indique que la valeur recherchée x de la variable d'intérêt x appartient à $B \subseteq \mathcal{X}$.
- Supposons que la source est **sincère** dans le contexte $A \in \mathcal{X}$ (i.e. pour tout x dans A elle dit ce qu'elle sait), et **non sincère** dans $\bar{A}$ (i.e. pour tout x dans $\bar{A}$ elle dit le contraire de ce qu'elle sait).



Négation contextuelle (CN)

Introduction

- ▶ Source indique : $x \in B \subseteq \mathcal{X}$
- ▶ Source dans l'état s_A : **sincère** dans $A \in \mathcal{X}$, **non sincère** dans $\bar{A}$.
- ▶ On doit déduire : $x \in B \sqcap A = (\bar{B} \cap \bar{A}) \cup (B \cap A)$



Négation contextuelle (CN)

Dérivation à partir de BBCs et définition (Pichon et al. BELIEF'2014)

Avec :

- $\mathcal{H} = \{s_A | A \subseteq \mathcal{X}\}$ t.q. $\forall B \subseteq \mathcal{X}$:

$$\Gamma_B(s_A) = B \sqcap A = (\overline{B} \cap \overline{A}) \cup (B \cap A)$$

En particulier : $\Gamma_B(s_{\mathcal{X}}) = B$.

- Un ensemble $\mathcal{A}$ de contextes, $\forall A \in \mathcal{A}$, FM $m_{A, \sqcap}^{\mathcal{H}}$ définies par :

$$m_{A, \sqcap}^{\mathcal{H}}(\{s_{\mathcal{X}}\}) = \beta_A$$

$$m_{A, \sqcap}^{\mathcal{H}}(\{s_A\}) = \alpha_A$$

où $\alpha_A \in [0, 1]$, $\beta_A = 1 - \alpha_A$.

Négation contextuelle (CN)

Dérivation à partir de BBCs et définition (Pichon et al. BELIEF'2014)

Avec :

- $\mathcal{H} = \{s_A | A \subseteq \mathcal{X}\}$ t.q. $\forall B \subseteq \mathcal{X}$:

$$\Gamma_B(s_A) = B \sqcap A = (\overline{B} \cap \overline{A}) \cup (B \cap A)$$

En particulier : $\Gamma_B(s_{\mathcal{X}}) = B$.

- Un ensemble $\mathcal{A}$ de contextes, $\forall A \in \mathcal{A}$, FM $m_{A,\sqcap}^{\mathcal{H}}$ définies par :

$$m_{A,\sqcap}^{\mathcal{H}}(\{s_{\mathcal{X}}\}) = \beta_A$$

$$m_{A,\sqcap}^{\mathcal{H}}(\{s_A\}) = \alpha_A$$

où $\alpha_A \in [0, 1]$, $\beta_A = 1 - \alpha_A$.

Nous obtenons (définition de CN) :

$$\begin{aligned} (\circ_{A \in \mathcal{A}} f_{m_{A,\sqcap}^{\mathcal{H}}})(m_S^{\mathcal{X}}) &= m_S^{\mathcal{X}} \bigoplus_{A \in \mathcal{A}} A^{\beta_A} \\ &= m_S^{\mathcal{X}} \bigoplus_{A \in \mathcal{A}} \left\{ \begin{array}{l} \mathcal{X} \mapsto \beta_A \\ A \mapsto 1 - \beta_A \end{array} \right. \end{aligned}$$

Négation contextuelle (CN)

Cas particulier : négation d'une FM

Avec :

- $\mathcal{A} = \{\emptyset\}$ (un seul contexte), en notant $\alpha_{\emptyset} = \alpha$, on a :

$$\begin{aligned}m_{\emptyset, \square}^{\mathcal{H}}(\{s_{\mathcal{X}}\}) &= \beta \\m_{\emptyset, \square}^{\mathcal{H}}(\{s_{\emptyset}\}) &= \alpha\end{aligned}$$

où $\Gamma_B(s_{\mathcal{X}}) = B$ (état $s_{\mathcal{X}}$ = **source sincère**) et $\Gamma_B(s_{\emptyset}) = \overline{B}$ (état $s_{\emptyset}$ = **source non sincère**).

On a :

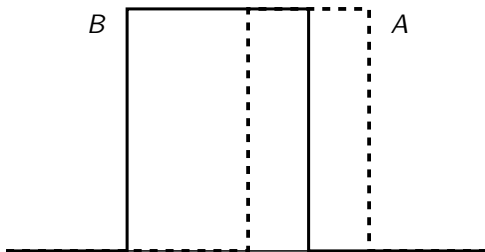
$$f_{m_{\emptyset, \square}^{\mathcal{H}}}(m_S^{\mathcal{X}}) = \beta m_S^{\mathcal{X}} + \alpha \overline{m_S^{\mathcal{X}}}$$

où $\overline{m_S^{\mathcal{X}}}(B) = m_S^{\mathcal{X}}(\overline{B})$, pour tout $B \subseteq \mathcal{X}$.

Renforcement contextuel (CR)

Introduction

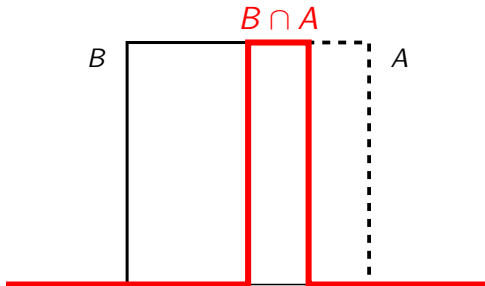
- Source indique : $x \in B \subseteq \mathcal{X}$
- Source dans l'état p_A : **sincère** dans $A \in \mathcal{X}$, **non sincère** dans les clauses **positives** dans $\bar{A}$ (sincère pour les clauses négatives).



Renforcement contextuel (CR)

Introduction

- ▶ Source indique : $x \in B \subseteq \mathcal{X}$
- ▶ Source dans l'état p_A : **sincère** dans $A \in \mathcal{X}$, **non sincère** dans les clauses **positives** dans $\bar{A}$ (sincère pour les clauses négatives).
- ▶ On doit déduire : $x \in B \cap A$



Renforcement contextuel (CR)

Dérivation à partir de BBCs et définition (Pichon et al. BELIEF'2014)

Avec :

- $\mathcal{H} = \{p_A | A \subseteq \mathcal{X}\}$ t.q. $\forall B \subseteq \mathcal{X} : \Gamma_B(p_A) = B \cap A$, en particulier $\Gamma_B(p_{\mathcal{X}}) = B$ (état $p_{\mathcal{X}} = \text{source sincère}$)
- Un ensemble $\mathcal{A}$ de contextes, $\forall A \in \mathcal{A}$, FM $m_{A,\cap}^{\mathcal{H}}$ définies par :

$$m_{A,\cap}^{\mathcal{H}}(\{p_{\mathcal{X}}\}) = \beta_A$$

$$m_{A,\cap}^{\mathcal{H}}(\{p_A\}) = \alpha_A$$

où $\alpha_A \in [0, 1]$, $\beta_A = 1 - \alpha_A$.

Renforcement contextuel (CR)

Dérivation à partir de BBCs et définition (Pichon et al. BELIEF'2014)

Avec :

- $\mathcal{H} = \{p_A | A \subseteq \mathcal{X}\}$ t.q. $\forall B \subseteq \mathcal{X} : \Gamma_B(p_A) = B \cap A$, en particulier $\Gamma_B(p_{\mathcal{X}}) = B$ (état $p_{\mathcal{X}} = \text{source sincère}$)
- Un ensemble $\mathcal{A}$ de contextes, $\forall A \in \mathcal{A}$, FM $m_{A,\cap}^{\mathcal{H}}$ définies par :

$$\begin{aligned} m_{A,\cap}^{\mathcal{H}}(\{p_{\mathcal{X}}\}) &= \beta_A \\ m_{A,\cap}^{\mathcal{H}}(\{p_A\}) &= \alpha_A \end{aligned}$$

où $\alpha_A \in [0, 1]$, $\beta_A = 1 - \alpha_A$.

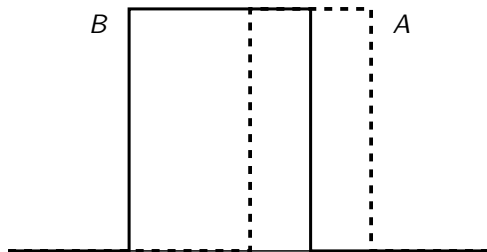
Nous obtenons (définition de CR) :

$$(\circ_{A \in \mathcal{A}} f_{m_{A,\cap}^{\mathcal{H}}})(m_S^{\mathcal{X}}) = m_S^{\mathcal{X}} \odot_{A \in \mathcal{A}} A^{\beta_A}$$

Affaiblissement contextuel (CD)

Introduction

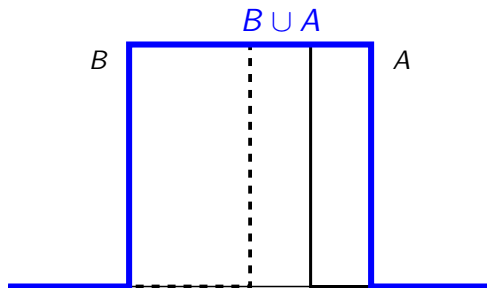
- ▶ Source indique : $x \in B \subseteq \mathcal{X}$
- ▶ Source dans l'état n_A : non sincère pour les clauses négatives dans A (sincère pour les clauses positives), sincère dans $\bar{A}$.



Affaiblissement contextuel (CD)

Introduction

- ▶ Source indique : $x \in B \subseteq \mathcal{X}$
- ▶ Source dans l'état n_A : non sincère pour les clauses négatives dans A (sincère pour les clauses positives), sincère dans $\bar{A}$.
- ▶ On doit déduire : $x \in B \cup A$



Affaiblissement contextuel (CD)

Dérivation à partir de BBCs et définition (Pichon et al. BELIEF'2014)

Avec :

- $\mathcal{H} = \{n_A | A \subseteq \mathcal{X}\}$ t.q. $\forall B \subseteq \mathcal{X} : \Gamma_B(n_A) = B \cup A$, en particulier $\Gamma_B(n_\emptyset) = B$ (état $n_\emptyset = \text{source sincère}$)
- Un ensemble $\mathcal{A}$ de contextes, $\forall A \in \mathcal{A}$, FM $m_{A,\cup}^{\mathcal{H}}$ définies par :

$$\begin{aligned} m_{A,\cup}^{\mathcal{H}}(\{n_\emptyset\}) &= \beta_A \\ m_{A,\cup}^{\mathcal{H}}(\{n_A\}) &= \alpha_A \end{aligned}$$

où $\alpha_A \in [0, 1]$, $\beta_A = 1 - \alpha_A$.

Affaiblissement contextuel (CD)

Dérivation à partir de BBCs et définition (Pichon et al. BELIEF'2014)

Avec :

- $\mathcal{H} = \{n_A | A \subseteq \mathcal{X}\}$ t.q. $\forall B \subseteq \mathcal{X} : \Gamma_B(n_A) = B \cup A$, en particulier $\Gamma_B(n_\emptyset) = B$ (état $n_\emptyset = \text{source sincère}$)
- Un ensemble $\mathcal{A}$ de contextes, $\forall A \in \mathcal{A}$, FM $m_{A,U}^{\mathcal{H}}$ définies par :

$$\begin{aligned} m_{A,U}^{\mathcal{H}}(\{n_\emptyset\}) &= \beta_A \\ m_{A,U}^{\mathcal{H}}(\{n_A\}) &= \alpha_A \end{aligned}$$

où $\alpha_A \in [0, 1]$, $\beta_A = 1 - \alpha_A$.

Nous obtenons (définition de CD) :

$$\begin{aligned} (\circ_{A \in \mathcal{A}} f_{m_{A,U}^{\mathcal{H}}})(m_S^{\mathcal{X}}) &= m_S^{\mathcal{X}} \bigoplus_{A \in \mathcal{A}} A_{\beta_A} \\ &= m_S^{\mathcal{X}} \bigoplus_{A \in \mathcal{A}} \begin{cases} \emptyset \mapsto \beta_A \\ A \mapsto 1 - \beta_A \end{cases} \end{aligned}$$

Affaiblissement contextuel (CD)

Cas particulier : affaiblissement (Shafer)

Avec :

- $\mathcal{A} = \{\mathcal{X}\}$ (un seul contexte), en notant $\alpha_{\mathcal{X}} = \alpha$, on a :

$$\begin{aligned} m_{\mathcal{X},\cup}^{\mathcal{H}}(\{n_{\emptyset}\}) &= \beta \\ m_{\mathcal{X},\cup}^{\mathcal{H}}(\{n_{\mathcal{X}}\}) &= \alpha \end{aligned}$$

où $\Gamma_B(n_{\emptyset}) = B$ (état $n_{\emptyset} = \text{source sincère}$) et $\Gamma_B(n_{\mathcal{X}}) = \mathcal{X}$.

On a :

$$f_{m_{\mathcal{X},\cup}^{\mathcal{H}}}(m_S^{\mathcal{X}}) = \beta m_S^{\mathcal{X}} + \alpha m_{\mathcal{X}}^{\mathcal{X}}.$$

Travaux et projet de recherche.

Corrections contextuelles développées (CD, CR, CN)

Apprentissage automatique (CD, CR, CN) à partir de données étiquetées

Correction de sorties catégoriques d'un classifieur à partir de matrices de confusion

Perspectives de travaux de recherches

À partir de n objets o_i , $i \in \{1, \dots, n\}$ t.q. :

1. On connaît la classe de chaque objet o_i dans $\mathcal{X} = \{x_1, \dots, x_K\}$.
2. On connaît la FM $m_S\{o_i\}$ fournie par S au regard de la classe de o_i .

Exemple avec 4 objets (o_1 , o_2 , o_3 et o_4) et $\mathcal{X} = \{x_1, x_2, x_3\}$:

	$\{x_1\}$	$\{x_2\}$	$\{x_3\}$	$\{x_1, x_2\}$	$\{x_1, x_3\}$	$\{x_2, x_3\}$	$\mathcal{X}$	Vérité
$m_S\{o_1\}$	0	0	0.5	0	0	0.3	0.2	a
$m_S\{o_2\}$	0	0.5	0.2	0	0	0	0.3	h
$m_S\{o_3\}$	0	0.4	0	0	0.6	0	0	a
$m_S\{o_4\}$	0	0	0	0	0.6	0.4	0	r

À partir de n objets o_i , $i \in \{1, \dots, n\}$ t.q. :

1. On connaît la classe de chaque objet o_i dans $\mathcal{X} = \{x_1, \dots, x_K\}$.
2. On connaît la FM $m_S\{o_i\}$ fournie par S au regard de la classe de o_i .

Exemple avec 4 objets (o_1 , o_2 , o_3 et o_4) et $\mathcal{X} = \{x_1, x_2, x_3\}$:

	$\{x_1\}$	$\{x_2\}$	$\{x_3\}$	$\{x_1, x_2\}$	$\{x_1, x_3\}$	$\{x_2, x_3\}$	$\mathcal{X}$	Vérité
$m_S\{o_1\}$	0	0	0.5	0	0	0.3	0.2	a
$m_S\{o_2\}$	0	0.5	0.2	0	0	0	0.3	h
$m_S\{o_3\}$	0	0.4	0	0	0.6	0	0	a
$m_S\{o_4\}$	0	0	0	0	0.6	0.4	0	r

Nous proposons (Cf travaux Zouhal et Denœux 1998, Elouedi et al. 2004, Mercier et al. 2008) d'obtenir les corrections (CD, CR et CN) de m_S minimisant une **mesure de dissimilarité** entre les croyances et la vérité.

Apprentissage automatique (CD, CR, CN)

Mesure de dissimilarité choisie

Mesure de dissimilarité choisie (entre la sortie corrigée d'une source et la vérité) :

$$E_{pl}(\beta) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K (pl\{o_i\}(\{x_k\}) - \delta_{i,k})^2$$

- où $pl\{o_i\}$: fonction de plausibilité obtenue à partir d'une correction contextuelle de m_S (CD, CR ou CN) avec un paramètre $\beta \in [0, 1]^{|A|}$.
- et $\delta_{i,k} = 1$ si la classe de o_i est x_k , $\delta_{i,k} = 0$ sinon.

Mesure de dissimilarité choisie (entre la sortie corrigée d'une source et la vérité) :

$$E_{pl}(\beta) = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K (pl\{o_i\}(\{x_k\}) - \delta_{i,k})^2$$

- où $pl\{o_i\}$: fonction de plausibilité obtenue à partir d'une **correction contextuelle de m_S** (CD, CR ou CN) avec un paramètre $\beta \in [0, 1]^{|A|}$.
- et $\delta_{i,k} = 1$ si la classe de o_i est x_k , $\delta_{i,k} = 0$ sinon.

Avantages :

1. Elle conduit à un problème d'optimisation facile à calculer (problème d'optimisation quadratique).
2. Elle a une interprétation simple.
3. Elle n'est pas moins justifiée qu'une autre mesure (basée sur *BetP* par exemple).

CD :

- ▶ Minimum de $\mathbf{E}_{pl}$ atteint avec $\beta = (\beta_{\{x_k\}}, k \in \{1, \dots, K\})$ c'est-à-dire avec $\mathcal{A}$ composé de K contextes $\{x_k\}$, $k \in \{1, \dots, K\}$.
- ▶ Avec cet ensemble de contextes $\mathcal{A}$, la plausibilité sur les singletons après correction par CD est définie pour tout $x \in \mathcal{X}$, avec $\beta_{\{x\}} \in [0, 1]$, par :

$$pl(\{x\}) = 1 - (1 - pl_s(\{x\}))\beta_{\{x\}} .$$

- ▶ En faisant varier $\beta_{\{x\}}$ dans $[0, 1]$ on a donc pour tout $x \in \mathcal{X}$ (pouvoir de correction de CD) :

$$pl(\{x\}) \in [pl_s(\{x\}), 1] .$$

CR :

- ▶ Minimum de $\mathbf{E}_{pl}$ atteint avec $\beta = (\beta_{\overline{\{x_k\}}}, k \in \{1, \dots, K\})$ c'est-à-dire avec $\mathcal{A}$ composé de K contextes $\overline{\{x_k\}}, k \in \{1, \dots, K\}$.
- ▶ Avec cet ensemble de contextes $\mathcal{A}$, la plausibilité sur les singletons après correction par CR est définie pour tout $x \in \mathcal{X}$, avec $\beta_{\overline{\{x\}}} \in [0, 1]$, par :

$$pl(\{x\}) = pl_s(\{x\})\beta_{\overline{\{x\}}}.$$

- ▶ En faisant varier $\beta_{\overline{\{x\}}}$ dans $[0, 1]$ on a donc pour tout $x \in \mathcal{X}$ (pouvoir de correction de CR) :

$$pl(\{x\}) \in [0, pl_s(\{x\})].$$

CN :

- ▶ Minimum de $\mathbf{E}_{pl}$ atteint avec $\beta = (\beta_{\overline{\{x_k\}}}, k \in \{1, \dots, K\})$ c'est-à-dire avec $\mathcal{A}$ composé de K contextes $\overline{\{x_k\}}, k \in \{1, \dots, K\}$.
- ▶ Avec cet ensemble de contextes $\mathcal{A}$, la plausibilité sur les singletons après correction par CN est définie pour tout $x \in \mathcal{X}$, avec $\beta_{\overline{\{x\}}} \in [0, 1]$, par :

$$pl(\{x\}) = 0.5 + (pl_S(\{x\}) - 0.5)(2\beta_{\overline{\{x\}}} - 1) .$$

- ▶ En faisant varier $\beta_{\overline{\{x\}}}$ dans $[0, 1]$ on a donc pour tout $x \in \mathcal{X}$ (pouvoir de correction de CN) :

$$pl(\{x\}) \in [\min(pl_S(\{x\}), 1 - pl_S(\{x\})), \max(pl_S(\{x\}), 1 - pl_S(\{x\}))] .$$

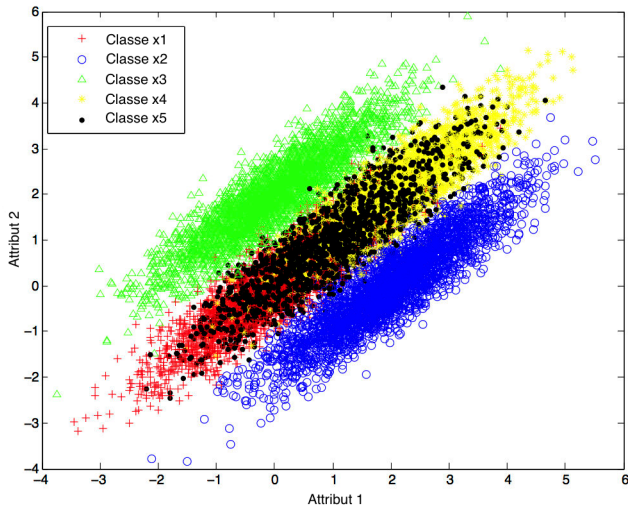
- ▶ **Objectif** : corriger l'information issue d'un classifieur évidentiel par CD, CR et CN.
- ▶ Classifieur *ev-knn* (Denœux, 1995) choisi avec $k = 3$.
- ▶ **Génération d'un problème de classification à 5 classes** issues de 5 distributions normales à 2 attributs : $\mu_{x_1} = (0, 0)$, $\mu_{x_2} = (2, 0)$, $\mu_{x_3} = (0, 2)$, $\mu_{x_4} = (2, 2)$, $\mu_{x_5} = (1, 1)$, une variance commune :

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 1 & 0.9 \\ 0.9 & 1 \end{bmatrix}.$$

- ▶ **1000 instances** de chaque classe sont générées.
- ▶ Ensemble des données = **5000 instances**.

Apprentissage automatique (CD, CR, CN)

Test en classification : Illustrations des 5000 instances

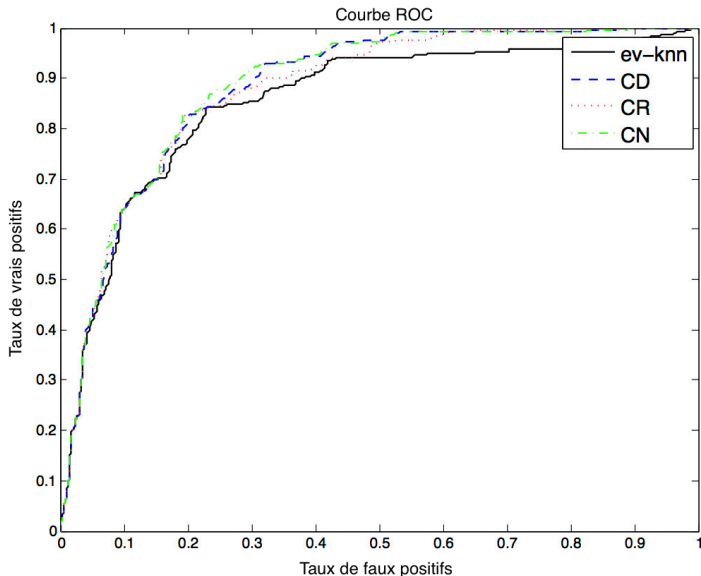


Les 5000 instances sont divisées en trois parties :

- ▶ 1/3 : ensemble d'apprentissage de ev-knn.
- ▶ 1/3 : ensemble d'apprentissage pour CD, CR et CN.
- ▶ 1/3 : ensemble de test.

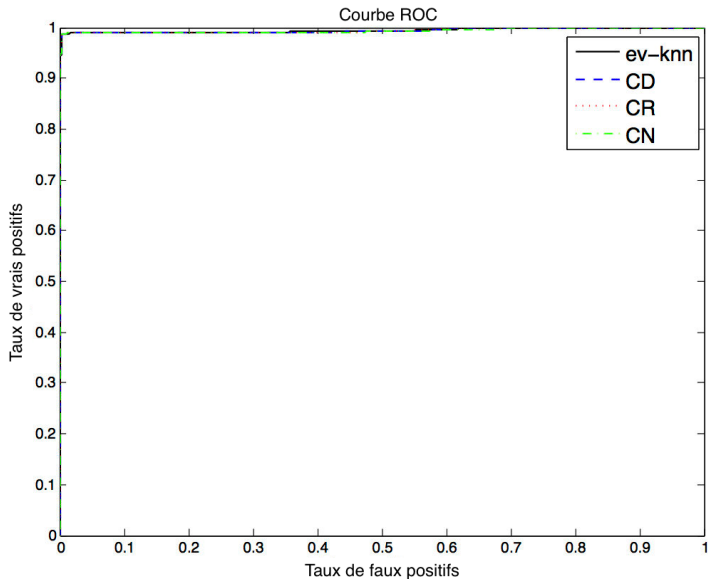
Apprentissage automatique (CD, CR, CN)

Test en classification : Résultats Courbe ROC pour la classe 1



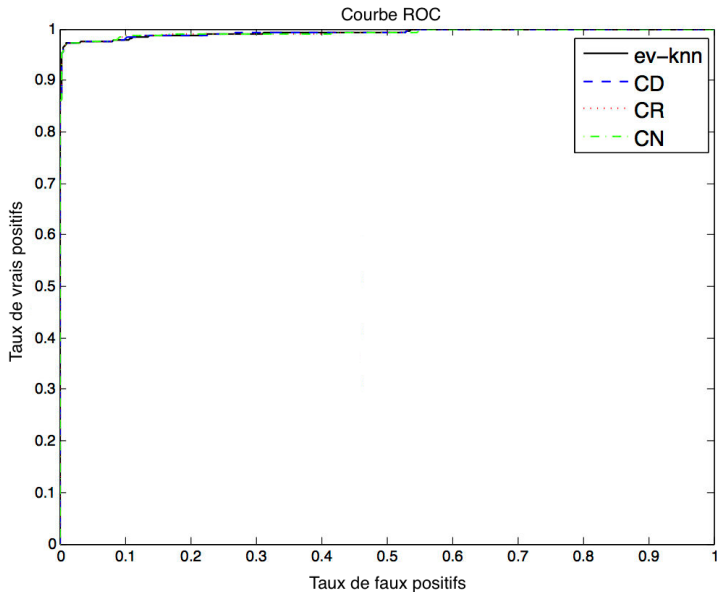
Apprentissage automatique (CD, CR, CN)

Test en classification : Résultats Courbe ROC pour la classe 2



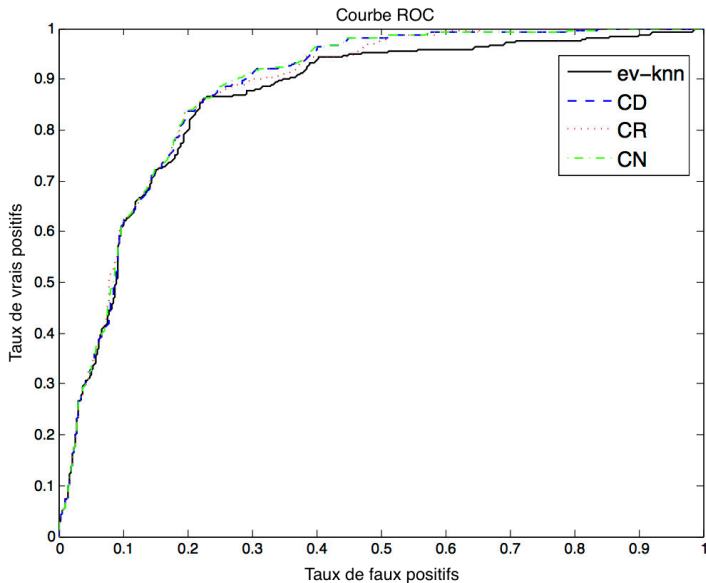
Apprentissage automatique (CD, CR, CN)

Test en classification : Résultats Courbe ROC pour la classe 3



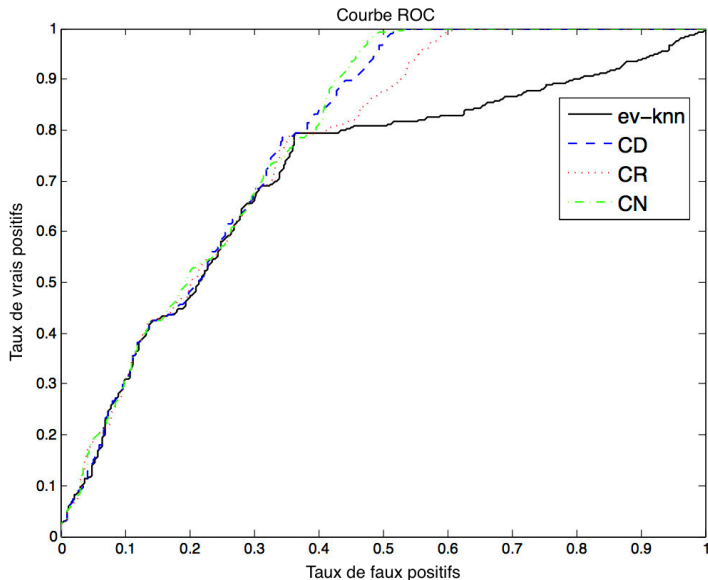
Apprentissage automatique (CD, CR, CN)

Test en classification : Résultats Courbe ROC pour la classe 4



Apprentissage automatique (CD, CR, CN)

Test en classification : Résultats Courbe ROC pour la classe 5



- ▶ Nous disposons d'un classifieur inconnu (une boîte noire) avec possiblement des performances moyennes.
 - Exemple (Solystic) : achat de lecteurs d'adresses postales d'entreprises concurrentes pour fusion avec lecteurs Solystic.

- ▶ Nous disposons d'un classifieur inconnu (une boîte noire) avec possiblement des performances moyennes.
 - Exemple (Solystic) : achat de lecteurs d'adresses postales d'entreprises concurrentes pour fusion avec lecteurs Solystic.
- ▶ Avec cette méthode d'apprentissage automatique à partir de données étiquetées, nous avons les moyens :
 1. d'améliorer ce classifieur ;
 2. d'apprendre automatiquement ses caractéristiques (les paramètres appris des corrections sont interprétables).

Travaux et projet de recherche.

Corrections contextuelles développées (CD, CR, CN)

Apprentissage automatique (CD, CR, CN) à partir de données étiquetées

Correction de sorties catégoriques d'un classifieur à partir de matrices de confusion

Perspectives de travaux de recherches

Apprentissage à partir de matrices de confusion

Objectif : corriger comportement d'un classifieur catégorique à partir de sa matrice de confusion

Vérité	x_1	$\dots$	x_K
Décision			
x_1	n_{11}	$\dots$	n_{1K}
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
x_K	n_{K1}	$\dots$	n_{KK}

Ligne k : décisions en faveur de x_k

Colonne ℓ : vérité est x_ℓ

$n_{k\ell}$: nombre d'objets de la classe x_ℓ classés x_k

n : nombre total d'objets

$n_{\cdot\ell} = \sum_{k=1}^K n_{k\ell}$: le nombre d'objets de la classe x_ℓ

Taux de bonnes classifications : $\mathcal{T} = \frac{\sum_{k=1}^K n_{kk}}{n}$

Taux d'erreurs de classification : $\epsilon = 1 - \mathcal{T}$

Taux de bonnes classifications dans la classe x_ℓ : $\mathcal{T}[x_\ell] = \frac{n_{\ell\ell}}{n_{\cdot\ell}}$

Apprentissage à partir de matrices de confusion

Définition et étude de 4 modèles de correction (Lefèvre et al., LFA'2014)

- **Modèle 1** [$\mathcal{T} = 1 - \epsilon =$ degré de fiabilité]

$$m_{corr} = (1 - \epsilon)m + \epsilon m_{\mathcal{X}}$$

- **Modèle 2** [$\mathcal{T} = 1 - \epsilon =$ degré de sincérité]

$$m_{corr} = (1 - \epsilon)m + \epsilon \bar{m}$$

- **Modèle 3** [$\mathcal{T} = 1 - \epsilon =$ probabilité de sincérité, $\epsilon =$ probabilité de non sincérité, $\epsilon \leq 1/2$]

$$m_{corr} = (1 - 2\epsilon)m + 2\epsilon \bar{m}$$

- **Modèle 4** [$\mathcal{T}[x_\ell] =$ degré de fiabilité contextuelle]

$$m_{corr} = m \bigcirc_{\ell=1}^K \{x_\ell\}_{\mathcal{T}[x_\ell]}$$

Apprentissage à partir de matrices de confusion

Test : Classifieurs et bases utilisés

- ▶ Trois classifieurs fournissant des classes certaines (masses catégoriques) : 1-NN, NB et DT.
- ▶ Bases de données UCI utilisées

Bases	Ref	#K	#inst.	#attr.	DT (%)	1-NN (%)	NB (%)
Balance Scale	BS	3	625	4	78.32	77.12	88.95
Breast Cancer	BC	2	286	9	71.54	71.87	72.57
Car	CA	4	1728	6	88.16	71.36	84.18
Diabetes	DI	2	768	8	72.80	70.22	74.96
Ionosphere	IO	2	351	34	88.36	85.70	82.52
Iris	IR	3	150	4	93.37	94.67	94.87
Segment Challenge	SC	7	1500	19	94.19	94.70	80.89
Wine	WI	3	178	13	89.07	94.71	97.10
Zoo	ZO	7	101	17	87.67	94.50	93.17

Apprentissage à partir de matrices de confusion

Test : Description méthode de test

- ▶ Découpage de la base :
 - On enlève une **instance k** ;
 - 50% instances utilisés pour l'apprentissage classifieurs ;
 - 50% instances utilisés pour construire les matrices de confusion des classifieurs à partir desquelles sont effectuées les corrections.
- ▶ Test de l'instance k avec chaque classifieur
- ▶ Pour chaque modèle de correction :
 - Correction des FM catégoriques issues des classifieurs ;
 - Fusion des 3 FM corrigées ;
 - Choix de la classe maximisant la probabilité pignistique.

Apprentissage à partir de matrices de confusion

Test : Taux de bonnes classifications pour chaque approche (moyennes sur 20 tirages).

REF	Vote Maj.	Mod. 1	Mod. 2	Mod. 3	Mod. 4
BS (288/49/288)	84.79% ($\pm 0.72\%$)	86.44% ($\pm 0.77\%$)	86.50% ($\pm 0.79\%$)	86.95% ($\pm 0.72\%$)	59.08% ($\pm 1.40\%$)
BC (201/85)	73.36% ($\pm 1.15\%$)	73.36% ($\pm 1.15\%$)	73.36% ($\pm 1.15\%$)	73.36% ($\pm 1.15\%$)	69.69% ($\pm 1.69\%$)
CA (1210/384/69/65)	83.89% ($\pm 0.50\%$)	86.00% ($\pm 0.63\%$)	86.00% ($\pm 0.63\%$)	86.02% ($\pm 0.62\%$)	81.44% ($\pm 0.42\%$)
DI (500/268)	0.7527 $\pm 1.19\%$	75.27% ($\pm 1.19\%$)	75.27% ($\pm 1.19\%$)	75.26% ($\pm 1.19\%$)	74.21% ($\pm 1.30\%$)
IO (126/225)	0.9175 ($\pm 0.62\%$)	91.75% ($\pm 0.62\%$)	91.73% ($\pm 0.64\%$)	91.70% ($\pm 0.62\%$)	90.81% ($\pm 1.09\%$)
IR (50/50/50)	0.9500 ($\pm 0.70\%$)	95.00% ($\pm 0.70\%$)	95.00% ($\pm 0.70\%$)	95.00% ($\pm 0.70\%$)	94.47% ($\pm 0.72\%$)
SC (205/220/208 /220/204/236/207)	94.47% ($\pm 0.36\%$)	94.93% ($\pm 0.40\%$)	94.93% ($\pm 0.40\%$)	94.93% ($\pm 0.40\%$)	94.77% ($\pm 0.27\%$)
WI (59/71/48)	96.15% ($\pm 0.80\%$)	96.40% ($\pm 0.72\%$)	96.40% ($\pm 0.72\%$)	96.82% ($\pm 0.80\%$)	96.53% ($\pm 0.91\%$)
ZO (41/20/5/13/4/8/10)	94.21% ($\pm 1.88\%$)	94.60% ($\pm 1.96\%$)	94.60% ($\pm 1.96\%$)	94.60% ($\pm 1.96\%$)	93.02% ($\pm 1.68\%$)

Travaux et projet de recherche.

Corrections contextuelles développées (CD, CR, CN)

Apprentissage automatique (CD, CR, CN) à partir de données étiquetées

Correction de sorties catégoriques d'un classifieur à partir de matrices de confusion

Perspectives de travaux de recherches

- ▶ Étudier les liens entre les dérivations présentées ici des mécanismes CD, CR et CN par BCC, et les **corrections par déconditionnements** présentées dans des précédents travaux (Mercier et al. 2008, 2010 et 2012).
- ▶ Au niveau apprentissage :
 - Étudier les liens entre les deux **apprentissages présentés** (Matrice de confusions et données étiquetées avec FM).
 - Étudier l'**apprentissage d'une fusion** de FM corrigées.
 - Explorer correction contextuelle par zone (régions d'attributs).

Perspectives en termes de travaux de recherches

À court/moyen terme

- ▶ Explorer et étudier l'interprétation en termes d'**ensembles aléatoires (random sets)** des fonctions de croyance.
 - Étudier les notions de **conditionnements**, mise en place du principe de minimum d'information, révisions et mises à jour, élicitation d'experts, liens avec les statistiques ? (étude des travaux de T. Denœux sur les fonctions de croyance prédictives) ...

Perspectives en termes de travaux de recherches

À court/moyen terme

- ▶ Explorer et étudier l'interprétation en termes d'**ensembles aléatoires (random sets)** des fonctions de croyance.
 - Étudier les notions de **conditionnements**, mise en place du principe de minimum d'information, révisions et mises à jour, élicitation d'experts, liens avec les statistiques ? (étude des travaux de T. Denœux sur les fonctions de croyance prédictives) ...
- ▶ Mise en **pratique** des corrections. Applications possibles en fusion d'informations :
 - fusion de classifieurs pour le floutage de visages dans des séquences vidéo (SNCF),
 - fusion multi-capteurs pour le diagnostic du vieillissement d'un moteur électrique (LSEE),
 - fusion d'informations dans les réseaux de véhicules (CPER ELSAT 2020, LAMIH Valenciennes),
 - logistique (thème majeur du LGI2A), ...

Perspectives en termes de travaux de recherches

À plus long terme

- Fonction des résultats des perspectives précédentes et des futurs projets.

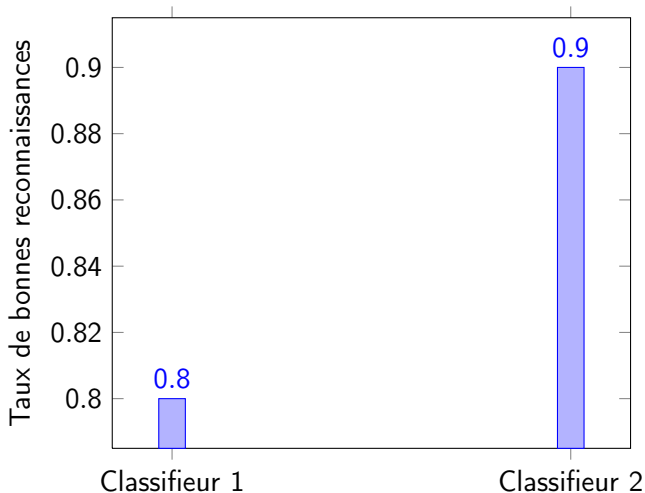
Perspectives en termes de travaux de recherches

À plus long terme

- ▶ Fonction des résultats des perspectives précédentes et des futurs projets.
- ▶ Intention : **affiner techniques de fusion d'informations.**

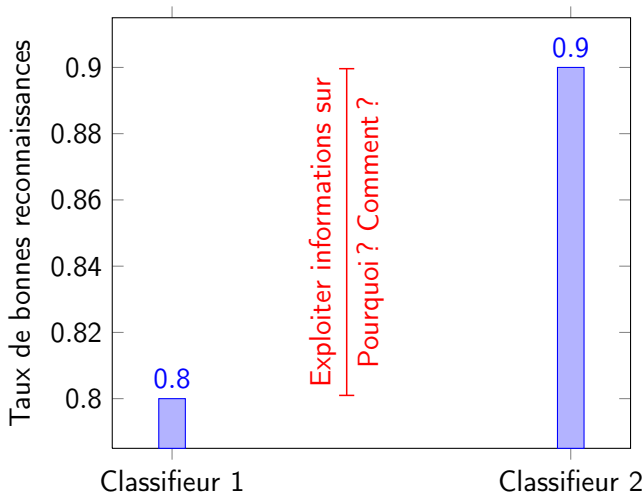
Perspectives en termes de travaux de recherches

À plus long terme



Perspectives en termes de travaux de recherches

À plus long terme



Merci pour votre attention.

Merci pour votre attention.

Merci à toutes les personnes avec qui j'ai travaillé :
co-auteurs, doctorants, ingénieurs de recherche.

Merci pour votre attention.

Merci à toutes les personnes avec qui j'ai travaillé :
co-auteurs, doctorants, ingénieurs de recherche.

Merci aux membres du LGI2A et de l'IUT pour la
bonne ambiance et les bonnes conditions de travail.