DÉPARTEMENT DE GÉOMATIQUE APPLIQUÉE   
Faculté des lettres et sciences humaines  
Université de Sherbrooke

Développement d’un système intelligent de reconnaissance automatisée pour la caractérisation des états de surface de la chaussée en temps réel par une approche multicapteurs

Par

Issiaka DIABY

Dans le cadre du cours  
GMQ 800 – Séminaire de mémoire

Sherbrooke

Juin 2020

Approuvé par :

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Mickaël GERMAIN Date

Professeur au département de géomatique appliquée,

Université de Sherbrooke

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Kalifa GOITA Date

Professeur au département de géomatique appliquée,

Université de Sherbrooke

Table des matières

[1. Introduction 1](#_Toc43114937)

[1.1. Mise en contexte 1](#_Toc43114938)

[1.2. Problématique 2](#_Toc43114939)

[2. Objectifs et hypothèses de recherche 3](#_Toc43114940)

[2.1. Objectif général 3](#_Toc43114941)

[2.2. Objectifs spécifiques 3](#_Toc43114942)

[2.3. Hypothèse 4](#_Toc43114943)

[3. Cadre théorique 4](#_Toc43114944)

[3.1. Capteurs de surveillance 4](#_Toc43114945)

[3.2. Détection automatique par apprentissage profond 5](#_Toc43114946)

[3.3. Fusion de données multicapteurs 5](#_Toc43114947)

[3.3.1. Les différentes approches de fusion de données 6](#_Toc43114948)

[3.3.2. Théorie de Dezert-Smarandache 8](#_Toc43114949)

[3.4. Quelques applications de la DSmT 10](#_Toc43114950)

[4. Cadre expérimental du projet 11](#_Toc43114951)

[4.1. Description du Site d’étude 11](#_Toc43114952)

[4.2. Description du matériel 12](#_Toc43114953)

[4.2.1. Nano-ordinateur et processeur graphique 12](#_Toc43114954)

[4.2.2. Données images 12](#_Toc43114958)

[4.2.3. Données météorologiques 12](#_Toc43114959)

[4.2.4. Données acoustiques issues du bruit de l’interaction pneu-chaussée 13](#_Toc43114960)

[5. Méthodologie 13](#_Toc43114961)

[5.1. Acquisition et prétraitement 14](#_Toc43114962)

[5.2. Fusion par la DSmT 15](#_Toc43114963)

[6. Résultats escomptés 18](#_Toc43114964)

[7. Retombées de la recherche 18](#_Toc43114965)

[8. Originalité du projet 19](#_Toc43114966)

[9. Échéancier 19](#_Toc43114967)

[10. Références 20](#_Toc43114968)

Liste des tableaux

[Tableau 1: Caractéristiques du microphone 13](#_Toc43096855)

[Tableau 2 : calcul du nombre d’éléments du jeu de masses pour la DST avec l’exclusion de l’ensemble vide, et estimation de l’espace mémoire 15](#_Toc43096856)

[Tableau 3 : échéancier 20](#_Toc43096857)

Liste des figures

[Figure 1: Route enneigée 12](file:///C:\Users\diaby\Downloads\GMQ800_Issiaka_Diaby3_nouveau.docx#_Toc42904319)

[Figure 2: Route mouillée 12](file:///C:\Users\diaby\Downloads\GMQ800_Issiaka_Diaby3_nouveau.docx#_Toc42904320)

[Figure 3: Route sèche 12](file:///C:\Users\diaby\Downloads\GMQ800_Issiaka_Diaby3_nouveau.docx#_Toc42904321)

[Figure 4: Principe de mesure 13](file:///C:\Users\diaby\Downloads\GMQ800_Issiaka_Diaby3_nouveau.docx#_Toc42904322)

[Figure 5: Organigramme méthodologique 14](file:///C:\Users\diaby\Downloads\GMQ800_Issiaka_Diaby3_nouveau.docx#_Toc42904323)

Liste des abréviations

DSmT : Théorie de Dezert-Smarandache

DST : Théorie de Dempster-Shafer

PJCCI : Les Ponts Jacques-Cartier et Champlain incorporée

OBSP : La pression acoustique à bord

CPX : Méthode de proximité rapprochée

GPT : Transformation Pignistique Généralisée

CNN : Réseau Neuronal Convolutif

CPT : Transformation Pignistique Classique

PCR : Redistribution Proportionnelle des Conflits

SPB : Statistic Pass-By

ASF : Caractéristiques spectrales auditives

STFT : Transformée de Fourier à court terme

SVM : Machines à Vecteur de Support

**Résumé**

Le rôle d’un service dédié à l’analyse de la météo routière est d’émettre des prévisions et des avertissements aux usagers quant à l’état de la chaussée, permettant ainsi d’anticiper les conditions de circulations dangereuses, notamment en période hivernale. Il est important de définir l’état de chaussée en tout temps. Dans ce projet, une nouvelle approche d’acquisition de données basée sur l’analyse et la combinaison de trois capteurs en temps réel par un nano-ordinateur est proposée. Le premier capteur est un capteur météorologique pour détecter la température, l’humidité et la pression. Le second est une caméra pour enregistrer des images et des vidéos du réseau routier. Enfin, le troisième capteur est un microphone pour enregistrer l’interaction pneu-chaussée pour caractériser chaque état de surface. Ces trois capteurs à bas coût alimenteront différentes architectures d’apprentissage profond spécialisées dans l’analyse des états de surface, et les résultats seront combinés par une approche de fusion de données basée sur la théorie de Dezert-Smarandache (DsmT).

**Mots-clés :** états de surface de la chaussée, capteurs, système multicapteurs, fusion de données, système intelligent, apprentissage profond.

# Introduction

## Mise en contexte

Les activités humaines et leurs conséquences sur les prises de décision quotidiennes ont permis d’introduire la notion de mobilité au sein de l’espace géographique (Bounaceur *et al.*, 2019). En considérant la ville comme un espace géographique, on aborde donc le concept de mobilité urbaine. Cette dernière peut être définie comme étant « l’ensemble des déplacements quotidiens entrepris sur un espace urbain par différents modes de transport et pour différents motifs, d’une origine vers une destination » (Zgaya, 2007).

La qualité de cette mobilité peut être affectée par des conditions météorologiques difficiles, voire extrêmes, en période hivernale. En effet, les principales causes d’accidents sont dues aux routes enneigées ou verglacées, constituant ainsi une véritable source d’inquiétudes pour les services de gestion et d’entretien routier (Jonsson *et al.*, 2015). Garantir la possibilité d’emprunter les routes de façon quasi normale en dépit des conditions météorologiques représente par conséquent un défi dans la majeure partie des pays nordiques comme au Canada (Morin, 2010). Une mauvaise gestion du réseau routier peut entrainer une altération importante des activités économiques et sociales d’une région (Morin, 2010). Pour cette raison, il est important de mettre en place des systèmes de surveillance de l’état du réseau routier, et de prévoir les conditions futures afin d’anticiper les scénarios d’entretiens, de réhabilitation et de maintenance (Khoderagha, 2019). Cela n’est possible que par l’acquisition et l’analyse des données fiables en temps réel par un service de météo routière pour une gestion efficace du réseau (Zagvozda et al., 2019). Le rôle de ce service est, dans un premier temps, d’émettre des prévisions et des avertissements aux usagers quant à l’état de la chaussée, permettant ainsi d’anticiper les conditions de circulations dangereuses en période hivernale (Kangas et al., 2015). Dans un second temps, un tel service permet au personnel de maintenance de déployer le type de traitement adéquat avec la bonne quantité de matériaux de dégivrage au bon moment, favorisant ainsi d’importantes économies (Pan *et al.*, 2019). Enfin, l’intervention des services d’exploitation routiers est plus efficace pour limiter les risques d’accident et maintenir autant que possible la viabilité du réseau routier (Bouilloud, 2006).

C’est dans ce contexte que la société Les Ponts Jacques-Cartier et Champlain incorporée (PJCCI) et la compagnie Vision Météo, spécialisée dans les services d’analyse de données météorologiques, nous ont approchés pour développer un système de reconnaissance des états de surfaces de la chaussée. En effet, PJCCI souhaite ouvrir la piste multifonctionnelle du pont Jacques-Cartier, composée de la piste cyclable et du trottoir, durant la période hivernale pour faciliter le déplacement entre Montréal et la Rive-Sud et ainsi, continuer d’offrir des alternatives de mobilité durable au cours de la période hivernale. La surveillance des états de surface de la piste multifonctionnelle est un élément clé pour l’aide à la décision en entretien hivernal et pour documenter des interventions d’épandage qui seront réalisées par Vision Météo. Dans une optique plus large, la compagnie souhaite développer un système intelligent de reconnaissance des états de surface sur tous les types de surface du réseau routier en identifiant les quatre classes suivantes : sèche, mouillée, enneigée et glacée. Le système permettra ainsi l’envoi d’alertes aux abonnés du service avant que les conditions ne deviennent trop dangereuses pour les usagers (Jonsson *et al.*, 2015).

Le projet vise à définir une nouvelle approche dans la reconnaissance automatisée des états de surface basée sur un système intelligent composé de plusieurs capteurs à bas coût. Ces derniers seront combinés ensemble par des techniques récentes de fusion de données afin d’améliorer la prise de décision.

## Problématique

Il existe déjà plusieurs capteurs qui ont permis de classifier les principaux états de surface de la route (sèche, mouillée, enneigée ou glacée) par des méthodes manuelles ou des méthodes automatisées. On peut citer par exemple les capteurs non intrusifs d’analyse de l’état de surface de chaussée DSC111 (par spectroscopie) et DST111 (par température) de la société finlandaise Vaisala (Tarleton, 2015). Néanmoins, le coût de ces capteurs est encore élevé (plusieurs dizaines de milliers de dollars) ce qui limite leur multiplication dans des projets avec plusieurs points de mesure.

À l’Université de Sherbrooke, des recherches ont été menées sur cette thématique dont la plus récente est le sujet de thèse de Chagnon (2008) qui porte sur la caractérisation des états de surface par télédétection infrarouge thermique multispectrale. Le principe est basé sur une méthode de mesure de la température de la chaussée à distance grâce à un véhicule en mouvement. Song *et al* (2012) ont aussi développé une méthode de classification des états de surface de la chaussée à l’aide d’un radiomètre polarimétrique bicanal fonctionnant à 94 GHz. Ce type de capteur basé sur la technologie des micro-ondes passives a pour principe la mesure des températures de brillance à la surface de la chaussée. Les capteurs présentés fonctionnent sur la température apparente des surfaces, ce qui ne leur permet pas de détecter la glace sous une pellicule d’eau par exemple.

Gui *et al* (2019) ont étudié une méthode de détection de l’état de la chaussée à l’aide de la fréquence de résonance et des technologies optiques. Ce type de capteurs est intrusif, c’est-à-dire qu’il nécessite d’être directement connecté à la chaussée. Les auteurs ont conclu que la capacitance et la conductivité de l’eau, de la glace et de la neige peuvent être affectées par de nombreux facteurs. Par exemple, le sel de déglaçage a un impact important sur les propriétés diélectriques de la glace et de l’eau. De plus, le changement de température, l’épaisseur de glace et la durée de congélation peuvent entrainer une dérive de sortie. Enfin, tous ces capteurs caractérisent une surface à partir d’une cible unique dont la taille dépend du cône de détection de l’appareil : c’est le signal moyen d’un cercle sur la surface qui est interprété.

Aujourd’hui l’intelligence artificielle offre d’énormes possibilités avec l’apprentissage profond par les réseaux de neurones dans la mise en place des systèmes de reconnaissance. Néanmoins, il existe dans la littérature très peu de solutions multicapteurs basées sur la fusion de données utilisant les réseaux de neurones pour la détection automatique des états de surface de la chaussée.

Par conséquent, cette approche de fusion de données pour la reconnaissance des états de surface de la chaussée (sèche, mouillée, enneigée ou glacée) représente un défi. Ainsi, la présente étude s’intéresse particulièrement à la question suivante : la reconnaissance automatique basée sur l’apprentissage profond et la fusion multicapteurs permet-elle de caractériser les états de surface de la chaussée de manière efficiente et à moindre coût ?

# Objectifs et hypothèses de recherche

## Objectif général

L’objectif de notre étude est de contribuer à l’amélioration des systèmes de reconnaissance automatique des états de surface de la chaussée en période hivernale à partir d’un système multicapteurs composé de caméras, de microphones et de capteurs météorologiques.

## Objectifs spécifiques

Le premier objectif spécifique est de mettre en place un système intelligent sur un nano-ordinateur sur lequel seront connectés les capteurs. Le nano-ordinateur devra effectuer l’acquisition et l’analyse de chaque capteur en temps réel.

Le deuxième objectif spécifique consiste à développer un système de reconnaissance automatique des états de surface de la chaussée basé sur l’apprentissage profond et la fusion des données multicapteurs.

## Hypothèse

L’hypothèse de notre recherche est que la reconnaissance automatique des états de surface de la chaussée peut être faite par une approche de fusion de données multicapteurs en temps réel pour la prise en compte des imperfections des mesures.

# Cadre théorique

## Capteurs de surveillance

La surveillance du réseau routier à partir de capteurs n’est pas nouvelle. En effet, Ruta *et al* (2010) ont développé un système de détection et de classification des panneaux routiers symboliques en temps réel à partir de la vidéo issue d’une caméra embarquée dans un véhicule. Cela confirme ainsi la possibilité qu’offre le traitement vidéo dans le cadre de la reconnaissance automatique des objets. Partant du même principe, Yi *et al* (2015) ont mis en place une approche de détection de voie basée sur une vision intelligente. Une caméra a été montée sur la vitre avant du véhicule pour détecter les marques de voie et déterminer la position du véhicule par rapport aux lignes de voie. Par ailleurs, Mataei *et al* (2018), ont développé un système automatisé d’acquisition et de traitement d’images pour l’évaluation du drainage de la surface de la chaussée. Pour ce faire, un appareil photo numérique a été intégré au système pour capturer des images et des vidéos avec la qualité et la résolution souhaitées à partir de la surface de la chaussée et soumis au processus de drainage de surface dans des intervalles de temps réglables.

Certaines études proposent l’utilisation de capteurs basés sur le son à partir desquels le bruit de l’interaction pneu-chaussée a été détecté pour la reconnaissance automatique des types de surface des chaussées. On peut citer entre autres Kongrattanaprasert et al (2009) qui ont proposé une méthode de détection de l’état de la surface de la route selon les conditions météorologiques. Le bruit des pneus émis par les véhicules en mouvement sur la surface de la route par divers mécanismes, tels que le pompage de l’air, a été enregistré. Ramos-Romero *et al* (2019) ont aussi développé une nouvelle approche pour l’identification et la cartographie de la détérioration de la surface de l’asphalte par la mesure du bruit d’interaction pneu-chaussée. La pression acoustique à bord (OBSP), ou simplement appelée méthode de proximité rapprochée (CPX) a été appliquée au test de niveau de pression acoustique, et donc un microphone a été installé dans la zone d’interaction pneu/route. L’acquisition des données du signal a été réalisée pendant plusieurs jours et à différentes heures, afin de tenir compte de la variabilité des conditions ambiantes de la route telles que la température, la vitesse du vent et la densité du trafic.

## Détection automatique par apprentissage profond

Pour réaliser des tâches de perception complexe comme la vue et l’ouïe, l’apprentissage profond est l’outil le plus adapté pour mettre en œuvre des systèmes intelligents dans lesquels l’ordinateur peut apprendre et exécuter des tâches presque comme un humain (Bochra et Safia, 2019). Les méthodes d’apprentissage actuelles les plus populaires, et qui offrent de très bons résultats pour la classiﬁcation supervisée ou non supervisée, sont basées sur l’utilisation des réseaux de neurones (Simonnet, 2019). Fort de ce constat, Pan *et al* (2019) ont développé un système de reconnaissance de l’état de la surface des routes d’hiver à l’aide d’un réseau neuronal convolutif profond (CNN) préentraîné à partir d’images de chaussée. Les données utilisées dans cet article ont été recueillies auprès de deux tronçons d’autoroute dans le sud-ouest de l’Ontario, au Canada, près de Mount Forest. Les résultats ont montré que l’utilisation d’un modèle CNN préentraîné est efficace pour réduire les besoins en données d’entrainement importantes et en temps de calcul. Il a été démontré que le modèle surpasse les modèles d’apprentissage automatique traditionnels avec un avantage de performance croissant à mesure que la taille des données augmente. Le modèle CNN a également l’avantage de pouvoir utiliser les données d’image brutes sans prétraitement comme l’exigent la plupart des systèmes traditionnels. Abdic *et al* (2016) ont pour leur part introduit une architecture de réseau neuronal récurrent pour la détection automatisée de l’humidité de la surface de la route à partir du bruit de l’interaction pneu-chaussée. Les résultats montrent que cette méthode surpasse les Machines à Vecteur de Support (SVM) à la pointe de la technologie, et qu’elle réalise une performance exceptionnelle sur la tâche de détection d’humidité de la route avec une précision de plus de 93 %.

Tous ces systèmes, bien qu’ils offrent de bons résultats, n’utilisent qu’un seul capteur pour la prise de décision. Ils ne gèrent pas les mauvaises acquisitions qui peuvent être liées à plusieurs facteurs : le dysfonctionnement, l’imprécision des données, les limites du capteur, etc. De ce fait, la fusion intelligente de données multicapteurs est à privilégier pour favoriser une meilleure prise de décision.

## Fusion de données multicapteurs

White (1991) définit la fusion de données comme « un processus traitant de l’association, de la corrélation et de la combinaison de données et d’informations provenant de sources uniques et multiples pour obtenir des estimations de position et d’identité raffinées et des évaluations complètes et opportunes des situations et des menaces, et leur importance ». Le processus de fusion de données suit généralement quatre étapes fondamentales (Bloch et Maitre, 2004 ; Haouas, 2013 ; Martin, 2005) :

1. la définition des sources de données ;
2. l’estimation des niveaux de confiance associés aux sources de données ;
3. la combinaison des sources de données ;
4. et la prise de décision.

Il existe traditionnellement trois niveaux hiérarchiques de fusion de données multisources selon le niveau de traitement des données (Dasarathy, 1997) :

1. la fusion « bas niveau » lorsque les données sont proches des paramètres physiques des sources ;
2. la fusion de « niveau intermédiaire » lorsque les données représentent les caractéristiques des sources ;
3. et la fusion de « haut niveau » lorsque les données représentent des décisions basées sur les sources.

Les informations intégrées dans le processus de fusions sont susceptibles de subir trois principaux types d’imperfections à savoir : l’imprécision, l’incertitude et le conﬂit (Smets, 1997). Pour en tenir compte le mieux possible, il est important que les approches de fusion de données reposent sur une bonne modélisation de ces imperfections (Martin, 2005).

### Les différentes approches de fusion de données

Il existe plusieurs approches de fusion qui ont été proposées pour mieux modéliser l’incertitude et l’imprécision dans les informations (Bloch, et Maître 1994). En premier lieu, nous avons l’approche probabiliste dont le principe consiste à modéliser mathématiquement les phénomènes aléatoires dans le but de les décrire (Velenik, 2012). Bloch et Maitre (2004) présentent cette approche comme la plus ancienne et la plus populaire, mais sujette à de nombreuses critiques concernant la confusion des imperfections. Selon leur étude, l’avantage essentiel des méthodes probabilistes est leur solide fondement mathématique et les possibilités très variées qu’elles offrent pour la modélisation et l’apprentissage des modèles. Cependant, bien qu’elles modélisent très bien l’incertitude, ce n’est pas le cas pour l’imprécision ce qui pourrait prêter à une confusion des deux termes.

En second lieu, nous avons l’approche floue, non probabiliste et basée sur la théorie des ensembles flous initiée par Zadeh (1965). Il définit alors un ensemble flou comme une classe d’objets avec un continuum de degrés d’appartenance compris entre zéro et un, attribués par une fonction d’appartenance. Cela offre donc la possibilité d’une très bonne flexibilité dans la mesure ou une condition peut avoir une valeur autre que vrai ou faux, permettant de tenir compte des imperfections (Dernoncourt, 2011). L’inconvénient des ensembles flous est qu’ils modélisent essentiellement l’imprécision, contrairement à l’incertitude qui est quantifiée par déduction grâce aux différentes fonctions d’appartenance (Bloch et Maitre, 2004). Ensuite, nous avons l’approche possibiliste liée à la théorie des ensembles flous où le concept de distribution des possibilités est défini comme une restriction floue qui agit comme une contrainte élastique sur les valeurs qui peuvent être attribuées à une variable (Zadeh, 1977). Selon l’étude comparative de Haouas (2013), l’incertitude et l’imprécision sont simultanément prises en compte. Néanmoins, elle permet relativement de représenter aussi l’inconsistance entre les sources, car lorsque le degré de conflit entre les résultats est élevé on se retrouve face à de mauvais résultats lors de la fusion.

Ensuite, nous avons l’approche évidentielle. Cette approche est basée sur la théorie des preuves développée par Shafer (1976) à partir des travaux de Dempster (1968), d’où le nom largement utilisé de la théorie de Dempster-Shafer (DST). Elle permet de représenter explicitement l’imprécision et l’incertitude en attribuant un degré de confiance à chaque hypothèse. Selon l’analyse de Bloch et Maitre (2004), cette théorie tire son avantage essentiel dans la manipulation des hypothèses simples et des hypothèses composées, c’est-à-dire des évènements simples et multiples, permettant ainsi une très bonne flexibilité lors de la modélisation de diverses situations de fusion de données. Cette théorie permet également de quantifier le conflit entre les sources. Par contre, Dezert (2002) présente deux limites à cette approche :

1. la DST considère un nombre ﬁni d’hypothèses simples définies comme exhaustives et exclusives pour un problème donné;
2. les sources de données doivent être indépendantes pour limiter le nombre de solutions.

Pour résoudre ces deux contraintes importantes, Dezert et Smarandache (2003) ont développé une nouvelle théorie basée sur une approche dite paradoxale qui peut se résumer par l’utilisation d’hypothèse simple sans la contrainte d’exclusivité, ce qui permet un nombre de compositions d’hypothèses beaucoup plus important. Cette nouvelle théorie peut être vue comme une généralisation de la DST à des informations incertaines, imprécises et paradoxales. Nous sommes donc en présence d’un cadre de travail offrant plus de possibilités et une très bonne flexibilité (Haouas, 2013).

### Théorie de Dezert-Smarandache

La DSmT est une méthode de fusion complète qui gère l’ensemble des imperfections des sources. Cette méthode est une généralisation de la DST à la gestion des paradoxes, et cette dernière est elle-même une généralisation de la fusion bayésienne à la gestion de l’incertitude et de l’imprécision. Le problème de la DSmT est la dimensionnalité du jeu de masses à définir. Pour mieux définir le formalisme de la théorie de Dezert-Smarandache (DSmT) nous nous sommes basés sur plusieurs travaux (Abbas, 2009 ; Dezert, 2002 ; Dezert et Smarandache, 2009 ; Haouas, 2013)

* *Fondement de la théorie*

Selon Dezert et Smarandache (2009), la DSmT a pour fondement la remise en cause du modèle de Shafer et du principe du troisième milieu. En effet, dans le but d’atteindre un raffinement réel et précis, il est impossible de bien identifier et de dissocier les éléments exclusifs à cause du caractère vague et imprécis présent dans la nature intrinsèque des hypothèses (Dezert et Smarandache, 2009).

* *Cadre de discernement généralisé*

Le cadre de discernement généralisé est l’ensemble de *n* hypothèses simples distinctes et non nécessairement exclusives pour une source de données. Nous le noterons de la façon suivante :

(1)

Avec une hypothèse simple de la source de données. Dans le cadre de ce projet, une hypothèse simple est tout simplement la classe de l’état de surface : sèche, mouillée, enneigée ou glacée.

Les hypothèses composées utilisent les opérateurs usuels : disjonctif «  » (l’union), et conjonctif «  » (l’intersection). Elles définissent, avec les hypothèses simples, l’ensemble des possibilités pour une source de données. Cet ensemble est appelé l’ensemble « hyper power set » et il est noté . Par définition

(2)

(3)

Avec l’ensemble vide.

* *Fonction de masse généralisée*

En considérant le cadre de discernement généralisé , chaque hypothèseest caractérisée par un degré de confiance compris entre les valeurs 0 et 1. Dans la DST et la DsmT, ce degré de confiance est défini par la fonction de masse élémentaire notée *m (.)*. L’ensemble de ces « masses » forme le jeu de masses généralisé qui doit respecter la règle suivante :

4)

Avec la masse élémentaire de l’hypothèse . Il faut noter que toutes les hypothèses du cadre de discernement généralisé ayant une masse non nulle sont appelées les éléments focaux de la source de données.

* *Estimation des fonctions de masse*

L’estimation des fonctions de masses est un problème complexe et il n’existe pas une solution unique. L’estimation utilise des modèles de transfert, et il existe plusieurs modèles selon le cas d’utilisation : le modèle de probabilité inférieure et supérieure de Dempster (1967,1968), la fonction à support simple de Shafer (1976), la fonction de croyance complémentaire de Yager (1987), le modèle de croyances transférables de Smets et Kennes (1994), la fonctions sur les singletons, les modèles de distance (méthode des prototypes et *k* plus proches voisins) (Martin, 2005), l’approche statistique floue de Germain (2006), le modèle dissonant d’Appriou (1991). Une approche générale pour la DSmT a été proposée par Abbas (2009). Ce dernier définit un modèle d’Appriou généralisé qui est l’extrapolation du modèle d’Appriou initial (Appriou, 1991) permettant de considérer un calcul des masses sur l’ensemble des hypothèses.

* *Fonctions de croyance et de plausibilité généralisées, et la transformation pignistique*

À partir du jeu de masses généralisé, il est possible de définir un intervalle de confiance pour chaque hypothèse. Les bornes inférieures et supérieures de cet intervalle sont définies respectivement par la fonction de crédibilité généralisée, notée , et la fonction de plausibilité généralisée, notée *Pls*. Ces deux fonctions s’expriment de la façon suivante :

()

()

Ces notions de crédibilité et de plausibilité sont parfois difficiles à interpréter. Il est préférable dans certains problèmes de définir une probabilité subjective à partir du jeu de masses. C’est ce que propose la transformation pignistique généralisée (GPT) (Dezert et Smarandache, 2009) définie comme suit :

()

Où correspond à la cardinalité de l’élément pour un modèle dit « M ». Ce calcul est simple en utilisant l’algorithme de génération de proposé par Dezert et Smarandache (2003). La valeur GPT définit une probabilité comprise entre les valeurs de crédibilité et de plausibilité, et cela permet d’utiliser des algorithmes d’analyse statistique classiques comme la règle de Bayes, le maximum de vraisemblance, etc.

* *Règle de combinaison de la DSmT*

Le cœur d’un système de fusion de données est la combinaison des différentes sources. Prenons l’exemple de deux sources de données pour simplifier l’équation de la combinaison en définissant pour la source n° 1, le jeu de masse , et pour la source n° 2, le jeu de masses . La combinaison des masses est définie par la règle suivante (Dezert, 2002) :

()

Où définit la nouvelle masse des sources combinées pour l’élément C, et K le conflit entre les sources. Cette règle de combinaison est commutative et associative (ce qui permet d’ajouter des sources au fur et à mesure d’une expérience).

L’intérêt de la DST et de la DSmT est que le conflit entre les sources peut être exprimé. Son équation est la suivante :

(9)

* *Prise de décision*

Il faut être prudent dans la mise en œuvre du processus décisionnel en cas de conflits des sources. Il est important de noter que toute fusion de sources d’information génère soit des incertitudes, soit des imprécisions, soit des paradoxes, soit, plus généralement, l’ensemble de ces imperfections. Dans ce contexte, il existe diverses règles de décision qui sont proposées dans la littérature. Les plus courantes sont la crédibilité maximale, la plausibilité maximale, ainsi que la probabilité pignistique maximale (Mora *et al.*, 2006). Cette dernière étant la plus utilisée.

## Quelques applications de la DSmT

Des applications à partir de la DSmT ont déjà été proposées avec d’excellents résultats. Walia *et al* (2013) présentent une méthode pour la détection précoce des incendies dans les séquences vidéo utilisant la fusion de données de modèles statistiques de couleurs avec la méthode DSmT. Un algorithme intelligent de détection d’incendie a été développé et répond aux exigences en temps réel pour toutes les conditions environnementales et ne nécessite pas de réglage des paramètres dans différentes conditions telles que l’environnement et le type de feu. Lors de la fusion des données utilisant le modèle proposé, ils ont obtenu un résultat proche de 99 %. Le taux de fausses alertes c’est-à-dire la détection d’un incendie en l’absence d’incendie a été réduit à 42 %.

Li *et al* (2018) ont mis aussi en place une méthode de diagnostic des pannes pour un treuil minier dans un environnement IoT (Internet des objets – Internet of Things). Basé sur la technologie de communication sans fil à courte portée ZigBee, un système collaboratif d’acquisition d’informations ciblant les composants clés des équipements de déminage a été mis en place et l’acquisition de données en temps réel a été réalisée. La méthode de raisonnement de diagnostic de faute proposée a été réalisée par fusion de données sur la base de la théorie DSmT. La méthode a été vérifiée par un test de diagnostic des défauts du mécanisme de levage de la mine. Il montre que la méthode de diagnostic proposée obtient des données de diagnostic complètes et que les résultats du diagnostic sont d’une grande précision et fiabilité.

Dong *et al* (2020) proposent aussi une stratégie de fusion intéressante basée sur DSmT bien que ce soit pour la reconnaissance de l’activité humaine dans les réseaux de capteurs corporels, elle peut efficacement améliorer la précision de la reconnaissance. La stratégie comprend deux étapes à savoir une phase d’entrainement et une phase de test. Les auteurs obtiennent après expérimentation un résultat avec une précision de 95 %.

# Cadre expérimental du projet

## Description du Site d’étude

Le site soumis à notre étude est le pont Jacques-Cartier. C’est un pont routier qui relie Longueuil à Montréal via l’Île Sainte-Hélène, passant au-dessus du fleuve Saint-Laurent. Il permet ainsi de relier les régions administratives de Montréal et de la Montérégie. Du côté ouest du pont, on retrouve une piste multifonctionnelle de 2,7 kilomètres empruntée en majorité par des cyclistes, mais aussi des piétons et des conducteurs de scooters. La piste est exposée à des conditions météorologiques particulières. En effet, selon Météo-Montréal, Montréal possède un climat continental humide avec une forte variation de température entre l’hiver (jusqu’à -20 °C) et l’été. Notre étude sera focalisée sur la voie réservée aux véhicules comme le montre les figures 1,2 et 3 pour débuter notre projet.



Figure 1 : Route enneigée

Figure 3 : Route sèche

Figure 2 : Route mouillée

Source : Association des piétons et cyclistes pont Jacques-Cartier (2020).

## Description du matériel

### Nano-ordinateur et processeur graphique

L’objectif du projet étant de développer un système à bas coût pour pouvoir multiplier sa distribution sur un réseau, nous avons choisi l’utilisation d’un nano-ordinateur et des composantes à faible coût.

Le principe du système proposé est basé sur la combinaison de trois capteurs connectés à un nano-ordinateur de type Raspberry Pi 3 model B+ pour l’acquisition et le traitement des données en temps réel. Ce nano-ordinateur possède les caractéristiques suivantes : processeur quadricœur 64 bits à 1,4 GHz, avec 1 Go de mémoire SDRAM LPDDR2 (Raspberry, 2020a).

Le problème du nano-ordinateur est que le traitement des données en temps réel, surtout les vidéos, nécessite des analyses rapides qui ne sont pas adaptées au processeur de l’appareil. C’est la raison pour laquelle nous avons ajouté une carte graphique Movidius de la compagnie Intel qui est un module d’accélération pour l’analyse des images et des vidéos, ce qui est primordial pour les architectures d’apprentissage profond. Cette carte graphique connectable en format USB 3.0 supporte les réseaux de neurones dans les formats CAFFE et dans TENSORFLOW (Intel, 2020).



### Données images

Nous choisissons une caméra commerciale haute résolution à moindre coût comme capteur optique pour l’acquisition d’images couleurs comme l’ont démontré Zhao et al (2017). La caméra choisie est une caméra Raspberry Pi de haute qualité avec un capteur Sony IMX477 de 12,3 mégapixels et une architecture de capteur rétroéclairée. Les images seront acquises au format RGB (Raspberry, 2020b).

### Données météorologiques

En nous basant sur les possibilités offertes par les données météorologiques (température, pression et humidité) que nous ont présentées Teke et Duran (2019), les mesures se feront via un capteur spécialisé et dédié à cet effet. Nous avons sélectionné le Sense HAT qui est une carte d’extension pour Raspberry Pi, spécialement conçue pour la mission Astro Pi sur la Station spatiale internationale en décembre 2015 (Raspberry, 2020c). Le Sense HAT a une matrice LED RGB 8x8, un joystick à cinq boutons et comprend les capteurs suivants : Gyroscope, Accéléromètre, Magnétomètre, Température, Pression barométrique, Humidité.

### Données acoustiques issues du bruit de l’interaction pneu-chaussée

Un microphone disponible dans le commerce à moindre coût sera utilisé comme capteur acoustique pour la détection du bruit de l’interaction pneu-chaussée inspiré de la méthode de Kongrattanaprasert et al (2010). Il s’agit du microphone vidéo Viewflex VF-M10 3,5 mm à condensateur cardioïde et à fusil directionnel dont les caractéristiques sont mentionnées dans le tableau 1.

Tableau 1:Caractéristiques du microphone (Viewflex, 2020)

|  |  |
| --- | --- |
| Principe du transducteur | Conducteur |
| Motif polaire | Super cardoïde |
| Max. SPL | 100 dB |
| Gamme de fréquences | 80 Hz 16000Hz |
| THD |  |
| Impédance de sortie | 2.2 30% |
| Plage dynamique | 100 dB |
| Sensibilité | -34 3 db |
| Rapport signal sur bruit |  |
| Poids | 34,2 g |
| Dimension | 85 mm \* 21 mm |

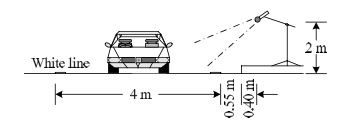


Figure 4 : Principe de mesure (Kongrattanaprasert et al.,2009)

Il existe plusieurs techniques pour la mesure bruit de l’interaction pneu-chaussée, car c’est une étape très importante pour l’analyse selon Li (2018). Le dispositif de détection étant fixe, la technique la plus adaptée à notre projet est le Statistic Pass-By (SPB) selon la norme ISO 11819-1 (ISO 1997 in (Li, 2018)) en nous basant sur l’état de l’art. L’utilisation de cette technique est illustrée sur la figure 4.

# Méthodologie

Cette section présente les méthodes, les traitements, ainsi que les techniques utilisées pour l’atteinte des objectifs du projet. La figure 5 ci-dessous présente le schéma méthodologique

**Système de reconnaissance**

**Utilisateurs**

**Validation**

**Fusion de données**

**Prétraitements**

Données

**Système multi-capteurs**

Tableau de bord

Tests, évaluations

Analyse, interprétation et discussion

Validation du système de reconnaissance automatisée

Classification des images avec des réseaux de neurones convolutionnels profond pré-formés

Température, humidité, pression atmosphérique

Images

Bruit de l’interaction pneu-chaussée

Modélisation

Tests, évaluations

Algorithme et Implémentation

Caméra RVB

Microphonee

Capteur météo

Nano-ordinateur Raspberry pi

Validation si la précision est bonne. Diagnostic et amélioration de la précision

Estimation

Combinaison

Décision

Classification du son avec des réseaux de neurones récurrents

Service d’entretien

Société Les Ponts Jacques-Cartier et Champlain

Probabilités issues de chaque classification

global qui peut se décomposer en trois parties principales à savoir : l’acquisition et le prétraitement, la fusion, et la validation.

Figure 5 : organigramme méthodologique

Figure 5 : Organigramme méthodologique

## Acquisition et prétraitement

Au niveau des images, il s’agira premièrement de mettre en place une méthode de segmentation sémantique automatique afin de dissocier la surface de la piste de l’ensemble du paysage urbain. Cette étape sera mise en place en appliquant la méthode de Khoshboresh Masouleh et Shah-Hosseini (2019) et Audebert *et al* (2017). Ce travail est présentement en développement par un étudiant candidat à la maîtrise. Deuxièmement, le modèle de réseau de neurones convolutifs profond préentraîné, utilisé par Pan *et al.* (2019), sera adapté pour obtenir les probabilités correspondantes à chaque état de surface.

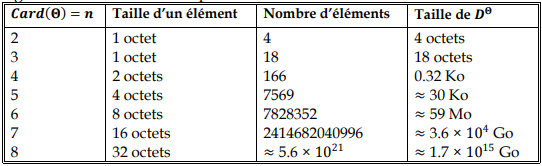
Pour le signal généré par le microphone, il sera adapté et ampliﬁé par un bloc de conditionnement du signal. Nous utiliserons le modèle de réseau de neurones récurent de Abdic *et al* (2016) pour obtenir les probabilités issues des données acoustiques pour la détection de nos classes. L’espace fréquentiel sera calculé par transformée de Fourier à court terme (STFT) pour être intégré dans l’architecture du réseau de neurones.

## Fusion par la DSmT

* Modélisation

Pour un ensemble de quatre classes – les hypothèses simples de note projet – il va y avoir 166 éléments, c’est-à-dire des hypothèses simples et composées (union et intersection) à définir pour une source (Tableau 2)

Tableau 2 : calcul du nombre d’éléments du jeu de masses pour la DST avec l’exclusion de l’ensemble vide, et estimation de l’espace mémoire. Extrait de Abbas (2009)



L’estimation du jeu de masses complet en temps réel va être coûteuse en stockage et en traitement. Le modèle par défaut étant le modèle libre, il existe cependant deux autres modèles de fusion pour simplifier la construction du jeu de masses de ce modèle. Les deux autres modèles sont le modèle hybride et le modèle de Shafer (Abbas, 2009 ; Dezert et Smarandache, 2009 ; Haouas, 2013). Ils seront testés et comparés pour notre système.

Le modèle hybride permet l’ajout de contraintes d’exclusivité et de non-existence pour les hypothèses. Par exemple, nous pouvons supposer que l’union de trois hypothèses simples n’est pas possible (Exemple : route sèche U mouillée U glacée), ou encore que des hypothèses simples sont exclusives (exemple : mouillée et sèche sont des classes exclusives).

Le modèle de Shafer est le modèle de la DST, c’est-à-dire que toutes les contraintes d’exclusivité sont imposées. Le choix d’un modèle de fusion et l’imposition de contraintes devront se faire en étroite collaboration avec les experts du domaine.

* Estimation

L’estimation du jeu de masses est la partie la plus importante de la fusion des données. Comme nous l’avons décrit dans la revue de littérature, il existe plusieurs méthodes pour définir un degré de confiances aux masses de nos sources.

Dans notre cas de données, la méthode la plus simple demeure les fonctions de masse bayésiennes. Mais, d’après les résultats des tests effectués par Abbas (2009), elles n’ont pas donné des résultats satisfaisants, car l’ignorance et le paradoxe n’ont pu être modélisés. Nous utiliserons donc le modèle proposé par Abbas (2009) : le modèle d’Appriou généralisé.

Les probabilités utilisées seront directement extraites des réseaux de neurones pour les sources vidéos et sonores, et elles seront estimées par notre expert en météorologie de la compagnie Vision Météo pour la source météo.

L’extraction des probabilités des réseaux de neurones est simple. En sortie des architectures utilisées, la fonction « softmax » permet de convertir les valeurs en probabilité sur les quatre classes proposées. Cette fonction est tout simplement une fonction exponentielle normalisée. Bien que ce soit la fonction la plus utilisée, il existe d’autres fonctions de « conversion » qui seront testées dans le but de déterminer la fonction permettant d’obtenir le meilleur résultat : softmin, log softmax, etc. (Pytorch, 2020).

* Combinaison

La règle de combinaison de la DSmT sera utilisée sur les jeux de masses des différentes sources de données, mais nous appliquerons une technique de redistribution de la valeur du conflit entre les sources sur les éléments impliqués dans ce conflit. On parle d’une redistribution proportionnelle du conflit (PCR).

Le mode de redistribution de la masse des conflits donne en fait plusieurs versions des règles PCR (Dezert et Smarandache, 2009). La règle de PCR la plus sophistiquée, et la redistribution la plus exacte mathématiquement, est la PCR5. Cette règle redistribue la masse du conflit partiel aux éléments impliqués dans le conflit partiel. Cette formule permet d’exprimer les nouvelles masses de la façon suivante :

(10)

Avec la régle de combinaison DSmT classique entre les sources n° 1 et n° 2.

Dans Smarandache et Dezert (2006), une méthode généralisée PCR5 à plus de deux sources a été proposée, elle est décrite comme la PCR6. Nous utiliserons donc cette méthode qui selon la littérature offre de bons résultats et qui répond à nos besoins puisque nous avons plus de deux sources. Nous le testerons pour notre système.

* Décision

Plusieurs règles de décision sont proposées dans la littérature comme nous avons vu. Les transformations probabilistes des affectations de masse des croyances comme la transformation pignistique sont très utiles dans les systèmes modernes de suivi multicapteurs à cibles multiples (ou dans tout autre système) où l’on traite des décisions douces (Dezert et Smarandache, 2009). Notre règle de décision sera donc la probabilité pignistique maximale. Ainsi, la recherche de la décision se fera la façon suivante sur l’ensemble des éléments en sortie de la fusion à partir des probabilités pignistiques :

(11)

**Alors** la décision sera l’élément pour la fusion

* 1. **Validation**

Les tests seront effectués en temps réel suivant trois étapes :

* Test 1 : Test de fonctionnement des capteurs et des architectures neuronales
* Test 2 : Test du modèle de fusion
* Test 3 : Test de l’ensemble du système conduisant à la prise de décision

Il est nécessaire de souligner que les métriques qui seront utilisées dans le processus de validation concerneront le respect du processus de développement et la qualité applicative de notre système. Le volet validation sera donc réalisée en deux étapes. Pour la première étape, la validation se fera suivant les trois tests cités précédemment à partir des données acquises par le système de détection qui sera développé :

* Pour le test 1 : il s’agira d’évaluer la précision et l’erreur liées à chaque capteur lors de la détection et déterminer leur influence dans la prise de décision
* Pour le test 2 : il s’agira d’évaluer la performance du modèle de fusion, l’erreur et la précision dans la prise de décision
* Pour le test 3 : Il s’agira d’évaluer le système dans sa globalité afin de déterminer le niveau d’exactitude entre la décision et la réalité par une quantification qui sera analysée, interprétée et ouverte à une discussion.

Pour la deuxième étape de validation, elle se fera par consensus avec les acteurs clés que sont PJCCI et Vision météo après le test du système complet.

* 1. **Algorithme et Implémentation du système de reconnaissance automatisée**

La finalité du projet est le développement d’un système de reconnaissance automatisée des états de surface par fusion de données multicapteurs à partir d’une analyse par apprentissage profond. L’ensemble du code sera développé dans le langage de programmation Python sur le nano-ordinateur, et l’algorithme sera subdivisé en quatre parties : la phase d’acquisition, l’extraction des caractéristiques pour chaque capteur, la fusion et la décision. Il est important de noter que certains codes existent déjà dans la littérature pour la phase d’acquisition et l’extraction des caractéristiques de chaque capteur et que nous intègrerons dans notre code. Notre plus gros défi sera donc le développement de la partie fusion qui mènera à la décision.

Notre algorithme sera libre et ouvert, et il sera déposé sur un Github (système de dépôt pour la communauté des programmeurs) pour faciliter l’échange avec nos partenaires, et les contributions des participants à ce projet comme des stagiaires ou de futurs développeurs.

# Résultats escomptés

Les résultats suivants devraient être atteints à la fin de l’approche méthodologique présentée. Le premier résultat attendu est un algorithme de fusion de données multicapteurs développé sur la base de la DSmT, adapté à la reconnaissance des états de surface, et implémenté sur un nano-ordinateur. Les capteurs de données ont été choisis en fonction de leurs coûts et leur disponibilité dans le commerce.

Le second résultat est un système de reconnaissance automatisée des états de surface de la chaussée (sèche, mouillée, glacée ou enneigée) mis en place dans un cadre d’apprentissage profond.

# Retombées de la recherche

Cette étude aura plusieurs retombées sur le plan scientifique. En effet, les problèmes de coût ne permettent pas la multiplication des points de mesures pour une abondance d’informations qui pourraient améliorer la précision des résultats. Cette étude permettra de présenter les performances qu’offre la combinaison des capteurs vidéo, météorologique et acoustique pour la surveillance des états de surface de la chaussée avec un faible coût dans un cadre d’apprentissage profond. Ensuite, elle permettra de démontrer l’efficacité et l’applicabilité de la méthode de fusion de données multicapteurs par la DSmT aux conditions de météo-routière.

Cette étude présentera également les limites de la fusion et les solutions pour améliorer le système. Notre code sera libre et ouvert pour permettre une amélioration continue par la communauté.

Enfin, avec l’avènement de l’Internet des objets et des nano-ordinateurs, cette étude permettra de confirmer une fois de plus qu’il est possible aujourd’hui de développer un système d’acquisition, de traitement et d’analyse des données multicapteurs en temps réels et à moindre coût.

# Originalité du projet

L’originalité de ce projet réside dans le fait qu’il permettra de mettre en place une nouvelle méthode de reconnaissance des états de surface de la chaussée (sèche, mouillée, glacée et enneigée) par la combinaison d’images, de sons et de données météorologiques avec l’utilisation de l’apprentissage profond et de la fusion de données. C’est une approche particulièrement innovante puisqu’elle est basée sur la convergence de technologies de mesures qui se complètent les unes aux autres pour des fins de validation et de précision.

# Échéancier

Tableau 3 : échéancier

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Activité | A19 | H20 | E20 | A20 | H21 | E21 |
| Cours |  |  |  |  |  |  |
| Recherche bibliographique |  |  |  |  |  |  |
| GMQ800 |  |  |  |  |  |  |
| Montage du prototype de détection multicapteurs |  |  |  |  |  |  |
| Tests, évaluation et validation du prototype de détection |  |  |  |  |  |  |
| Développement théorique du modèle de fusion |  |  |  |  |  |  |
| Implémentation, test, évaluation et validation du prétraitement automatique et du modèle de fusion |  |  |  |  |  |  |
| Mise en place du système complet et test en situation réelle |  |  |  |  |  |  |
| Analyse des résultats et validation |  |  |  |  |  |  |
| GMQ 804 |  |  |  |  |  |  |
| Dépôt du mémoire |  |  |  |  |  |  |

# Références

Abbas, N. (2009) Développement de modèles de fusion et de classification contextuelle d’images satellitaires par la théorie de l’évidence et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal. Thèse de doctorat, Université Des Sciences Et De La Technologie Houari Boumediene, 76 p.

Abdic, I., Fridman, L., Brown, D. E., Angell, W., Reimer, B., Marchi, E. et Schuller, B. (2016) Detecting road surface wetness from audio : A deep learning approach. 2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR), p. 3458‑3463. Cancun: IEEE.

Appriou, A. (1991) Probabilités et incertitude en fusion de données multisenseurs. Revue Scientifique et Technique de la Défense, vol. 11, p. 27‑40.

Association des piétons et cyclistes pont Jacques-Cartier (2020),

flickr.com/photos/pontjacquescartier

Audebert, N., Le Saux, B. et Lefèvre, S. (2017) Segment-before-Detect : Vehicle Detection and Classification through Semantic Segmentation of Aerial Images. Remote Sensing, vol. 9, n°4, p. 368.

Bloch, I. et Maître, H. (1994) Fusion de données en traitement d’images : modèles d’information et décisions. TS. Traitement du signal, vol. 11, n° 6, p. 435‑446.

Bloch, I. et Maitre, H. (2004) Les méthodes de raisonnement dans les images, École Nationale Supérieure des Télécommunications-CNRS UMR, 5141, Paris, 229 p.

Bochra, G. et Safia, S. (2019) Les réseaux de neurones convolutionels (CNN) pour la classification des images associées aux places de stationnement d’un parc de véhicule. Mémoire de Master, Djlali Bounaama, Khemis Miliana, Algerie, 75 p.

Bouilloud, L. (2006) Modélisation des caractéristiques de surface d’une chaussée en condition hivernale en fonction des conditions météorologiques. Thèse de doctorat, Université de Toulouse III, 290 p.

Bounaceur, S., Boumediene, A., Nechniche, H. et Abdellaoui, G. (2019) GIS application for the evaluation of accessibility indicators of the road network between two hospitals: Case study - Tlemcen City (Algeria). Human Geographies – Journal Of Studies And Research In Human Geography, vol. 13, n°2.

Chagnon, F. (2008) Caractérisation des états de surface par télédétection infrarouge thermique multispectrale : contribution à l’étude des conditions de viabilité hivernale. Thèse de doctorat, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 130 p.

Dasarathy, B. V. (1997) Sensor fusion potential exploitation-innovative architectures and illustrative applications. Proceedings of the IEEE, vol. 85, n°1, p. 24‑38.

Dempster, A. P. (1967) Upper and lower probabilities induced by a multivalued maping. Annalsof Mathematical Statistics, vol. 38, n°2, p. 325‑339.

Dempster, A. P. (1968) A Generalization of Bayesian Inference. Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological), vol. 30, n°2, p. 205‑2047.

Dernoncourt, F. (2011) Introduction `à La Logique Floue. Licence Commons-BY-SA. http://franckdernoncourt.developpez.com/tutoriels/algo/introduction-logique-oue/, Paris, p. 18.

Dezert, J. (2002) Foundations for a new theory of plausible and paradoxical reasoning. Information & Security: An International Journal, vol. 9, p. 13‑57.

Dezert, J. et Smarandache, F. (2003) On the Generation of Hyper-powersets for the DSmT. arXiv:math/0309431, p. 11.

Dezert, J. et Smarandache, F. (2006) Advances and applications of DSmT for information fusion: collected works. Rehoboth: American Research Press.

Dezert, J. et Smarandache, F. (2009) An introduction to DSmT. arXiv:0903.0279 [cs], 42 p.

Dong, Y., Li, X., Dezert, J., Khyam, M. O., Noor-A-Rahim, M. et Ge, S. S. (2020) DSmT-Based Fusion Strategy for Human Activity Recognition in Body Sensor Networks. IEEE Transactions on Industrial Informatics, p. 11.

Germain, M. (2006) Classification multisource par la fusion évidentielle avec une nouvelle approche statistique floue. Thèse de doctorat, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 173 p.

Gui, K., Ye, L., Ge, J., Cheikh, F. A. et Huang, L. (2019) Road surface condition detection utilizing resonance frequency and optical technologies. Sensors and Actuators A: Physical, vol. 297, p. 10.

Haouas, F. (2013) Étude comparative des théories de fusion de sources d’information : Application à la classification d’image de télédétection, p. 137.

Intel (202) Movidus neural compute stick

https://software.intel.com/content/www/us/en/develop/articles/intel-movidius-neural-

compute-stick.html

Jonsson, P., Casselgren, J. et Thörnberg, B. (2015) Road Surface Status Classification Using Spectral Analysis of NIR Camera Images. IEEE Sensors journal, vol. 15, n°3, p. 16.

Kangas, M., Heikinheimo, M. et Hippi, M. (2015) RoadSurf: a modelling system for predicting road weather and road surface conditions: Road weather model RoadSurf. Meteorological Applications, vol. 22, n°3, p. 544‑553.

Khoshboresh Masouleh, M. et Shah-Hosseini, R. (2019) Development and evaluation of a deep learning model for real-time ground vehicle semantic segmentation from UAV-based thermal infrared imagery. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 155, p. 172‑186.

Khoderagha, N. (2019) Outil innovant pour la gestion des routes. Mémoire de Maîtrise, École De Technologie Supérieure Université Du Québec, Montréal, 154 p.

Kongrattanaprasert, W., Nomura, H., Kamakura, T. et Ueda, K. (2009) Detection of Road Surface Conditions Using Tire Noise from Vehicles. IEEJ Transactions on Industry Applications, vol. 129, n°7, p. 761‑767.

Kongrattanaprasert, W., Nomura, H., Kamakura, T. et Ueda, K. (2010) Detection of Road Surface States from Tire Noise Using Neural Network Analysis. IEEJ Transactions on Industry Applications, vol. 130, n°7, p. 920‑925.

Li, Juanli, Xie, J., Yang, Z. et Li, Junjie (2018) Fault Diagnosis Method for a Mine Hoist in the Internet of Things Environment. Sensors, vol. 18, n° 6, p. 1920.

Li, T. (2018) A state-of-the-art review of measurement techniques on tire–pavement interaction noise. Measurement, vol. 128, p. 325‑351.

Martin, A. (2005) La fusion d’informations, Polycopié de cours ENSIETA - Réf. : 1484.

Mataei, B., Moghadas Nejad, F., Zahedi, M. et Zakeri, H. (2018) Evaluation of pavement surface drainage using an automated image acquisition and processing system. Automation in Construction, vol. 86, p. 240‑255.

Mora, B., Fournier, R. A. et Foucher, S. (2006) Map regenerating forest stands based on DST and DSmT combination rules. Advances and Applications of DSmT for Information Fusion (Collected works) (Florentin Smarandache & Jean Dezert., Vol. 3, p. Chapter XXI, p. 529‑547). American Research Press (ARP), Rehoboth.

Morin, E. (2010) Optimisation de la gestion de l’information météo-routière pour le ministère des Transports du Québec - Direction de l’Estrie. Mémoire de maîtrise, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, 92 p.

Pan, G., Fu, L., Yu, R. et Muresan, M. (2019) Winter Road Surface Condition Recognition Using a Pre-trained Deep Convolutional Neural Network, p. 614‑620. IEEE.

Pytorch (2020) https://pytorch.org/

Ramos-Romero, C., León-Ríos, P., Al-Hadithi, B. M., Sigcha, L., de Arcas, G. et Asensio, C. (2019) Identification and mapping of asphalt surface deterioration by tyre-pavement interaction noise measurement. Measurement, vol. 146, p. 718‑727.

Raspberry (2020a) Raspberry pi 3 Model B+, https://www.raspberrypi.org/products/raspberry-pi-3-model-b-plus/. Raspberry.

Raspberry (2020b) Raspberry Pi High Quality Camera, https://www.raspberrypi.org/products/raspberry-pi-high-quality-camera/.

Raspberry (2020c) Sense HAT, https://www.raspberrypi.org/products/sense-hat/.

Ruta, A., Li, Y. et Liu, X. (2010) Real-time traffic sign recognition from video by class-specific discriminative features. Pattern Recognition, vol. 43, n°1, p. 416‑430.

Shafer, G. (1976) A mathematical theory of evidence, In Foundations of probability theory, statistical inference, and statistical theories of science (p. 365-436). Springer, Dordrecht.

Simonnet, E. (2019) Réseaux de neurones profonds appliqués à la compréhension de la parole. Thèse de doctorat, Le Mans Université, Le Mans, 182 p.

Smarandache, F. et Dezert, J. (2006) Advances and Applications of DSmT for Information Fusion Collected works. Volume 3. Rehoboth: American Research Press.

Smets, P. et Kennes, R. (1994) The transferable belief model. Artificial Intelligence, vol. 66, p. 191‑234.

Smets, P. (1997) Imperfect Information: Imprecision and Uncertainty. In A. Motro et P. Smets (dir.), Uncertainty Management in Information Systems (p. 225‑254). Boston, MA: Springer US.

Song, I. Y., Yoon, J. H., Bae, S. H., Jeon, M. et Shin, V. (2012) Classification of road surface status using a 94 GHz dual-channel polarimetric radiometer. International Journal of Remote Sensing, vol. 33, n°18, p. 5746‑5767.

Tarleton, J., Vaisala (2015) Critical conditions. Traffic Management, p. 108‑109.

Teke, M. et Duran, F. (2019) The design and implementation of road condition warning system for drivers. Measurement and Control, vol. 52, n°7‑8, p. 985‑994.

Velenik, Y. (2012) Probabilités et Statistique. Université de Genève, Genève, 224 p.

ViewFlex (2020) VF-M10, http://www.view-flex.com/products\_detail/productId=56.html.

Walia, G. S., Gupta, A. et Kapoor, R. (2013) Intelligent fire-detection model using statistical color models data fusion with Dezert–Smarandache method. International Journal of Image and Data Fusion, vol. 4, n°4, p. 324‑341.

White, F. E. (1991) Data Fusion Lexicon: Fort Belvoir, VA: Defense Technical Information Center.

Yager, R. R. (1987) On the Dempster-Shafer framework and new combination rules. Information sciences, vol. 41, n°2, p. 93‑137.

Yi, S.-C., Chen, Y.-C. et Chang, C.-H. (2015) A lane detection approach based on intelligent vision. Computers & Electrical Engineering, vol. 42, p. 23‑29.

Zadeh, L. A. (1977) fuzzy sets as a basis for a theory of possibility, p. 26.

Zadeh, L. A. Z. (1965) Fuzzy Sets. Information and control, n°8, p. 338‑353.

Zagvozda, M., Dimter, S., Moser, V. et Barišić, I. (2019) Application of GIS technology in pavement management systems. Journal of the Croatian Association of Civil Engineers, vol. 71, n°4, p. 297‑304.

Zgaya, H. (2007) Conception et optimisation distribuée d’un système d’information d’aide à la mobilité urbaine : Une approche multi-agent pour la recherche et la composition des services liés au transport. Thèse de doctorat, École Centrale de Lille, Lille, France, 240 p.

Zhao, J., Wu, H. et Chen, L. (2017) Road Surface State Recognition Based on SVM Optimization and Image Segmentation Processing. Journal of Advanced Transportation, vol. 2017, p. 1‑21.