

Identifier et reconnaître des essences de bois à l'aide d'un réseau Bayésien basé sur des indicateurs macroscopiques

C. Baudrit¹, F. Michaud², C. Fernandez¹, M. Munch¹

¹ INRAE, Université de Bordeaux-I2M, Talence, France

² LIMBHA, Ecole Supérieure du Bois, Nantes, France

cedric.baudrit@inrae.fr, franck.michaud@esb-campus.fr, christophe.fernandez@inrae.fr,
melanie.munch@u-bordeaux.fr

Résumé

La reconnaissance et/ou l'identification d'une essence de bois, à l'échelle d'une pièce, nécessite de pouvoir manipuler, agréger et intégrer un certain nombre de variables hétérogènes simultanément. Les outils développés s'appuient principalement sur de l'analyse d'image ou des mesures physiques nécessitant des équipements spécifiques difficilement utilisables dans la pratique ou qui agissent comme une boîte noire pour l'utilisateur. Un modèle, basé sur les réseaux Bayésiens, est proposé pour (1) guider, en situation de pratique professionnelle sur site, un utilisateur, un apprenant ou un expert dans l'identification d'une essence au travers d'un ensemble de questions et/ou (2) fournir des conclusions et des propositions pertinentes de descripteurs, caractéristiques les plus vraisemblables d'une essence (re)connue.

Mots-clés

Incertitude, Réseaux Bayésiens, Transfert et ingénierie de connaissances, Essence de bois.

Abstract

The identification of wood species from samples has mainly relied on image analysis. The tools developed using this approach are often difficult to use and require specific equipment in order to acquire the specific images and the range of data needed. To overcome these drawbacks, we have developed a versatile and practical tool, based on the formalism of Bayesian networks. It allows users to both identify and recognize wood species in a sample while also serving as a knowledge base for the transfer of knowledge in a learning context. Using a set of macroscopic descriptors, the tool guides the user in the identification of the wood species and from an identified wood species, it provides a map of its characteristics. The tool being both predictive and instructive, is useful for professionals in the wood industry as well as for training purposes in educational facilities.

Keywords

Uncertainty, Bayesian networks, knowledge engineering and transfer, wood species identification.

1 Introduction

La reconnaissance des essences de bois dans un morceau de bois ou un objet en bois et l'identification des caractéristiques anatomiques de ces essences sont des problèmes difficiles dans la mesure où le bois est un matériau complexe et hétérogène. D'ailleurs il ne s'agit pas seulement d'un matériau unique mais bien d'une grande diversité d'essences (plusieurs dizaines de milliers) qui présente une grande variabilité qu'elle soit inter ou intraspécifique, qu'elle soit inter ou intra arbres. La reconnaissance et/ou l'identification d'une essence de bois, à l'échelle d'un échantillon ou d'une pièce, requiert la capacité de gérer, d'agréger et d'intégrer simultanément des variables hétérogènes [5]. Actuellement, l'identification des essences de bois repose presque exclusivement sur l'expertise et est réalisée par des spécialistes expérimentés à l'aide de caractéristiques macroscopiques et microscopiques telles que la couleur, la structure et la texture. Afin (1) de réduire le coût et le temps nécessaire à la formation des experts, (2) de surmonter les limites du mécanisme cognitif utilisé par les experts pour agréger les caractéristiques et (3) d'améliorer la précision de la reconnaissance des essences de bois, des approches automatiques ou semi-automatiques ont été proposées. La grande majorité de ces approches sont basées sur des méthodes d'analyses d'images [1, 7, 10, 22, 24]. Cependant, la pièce de bois observée a souvent été modifiée par rapport à son origine, ou présente un état de surface qui rend l'analyse d'image difficile à utiliser. Des outils, basés sur la génétique du bois ou des mesures physiques, ont également été mis en place [11, 19]. Ces outils nécessitent alors des équipements spécifiques pour l'acquisition d'images ou de données à différentes échelles qui sont difficiles à mettre en place dans la réalité. Certaine récente avancée combine, dans un outil dédié au terrain, les technologies de façon efficace sans toutefois considérer la notion d'apprentissage de l'utilisateur [18]. De plus, toutes ces méthodes reposent souvent sur des modèles de type "boîte noire" difficiles à interpréter. Il est donc nécessaire de proposer un outil capable d'assembler des connaissances hétérogènes dans le but de guider un utilisateur, un apprenant ou un expert sur site dans l'identification des essences de bois tout en fournissant une

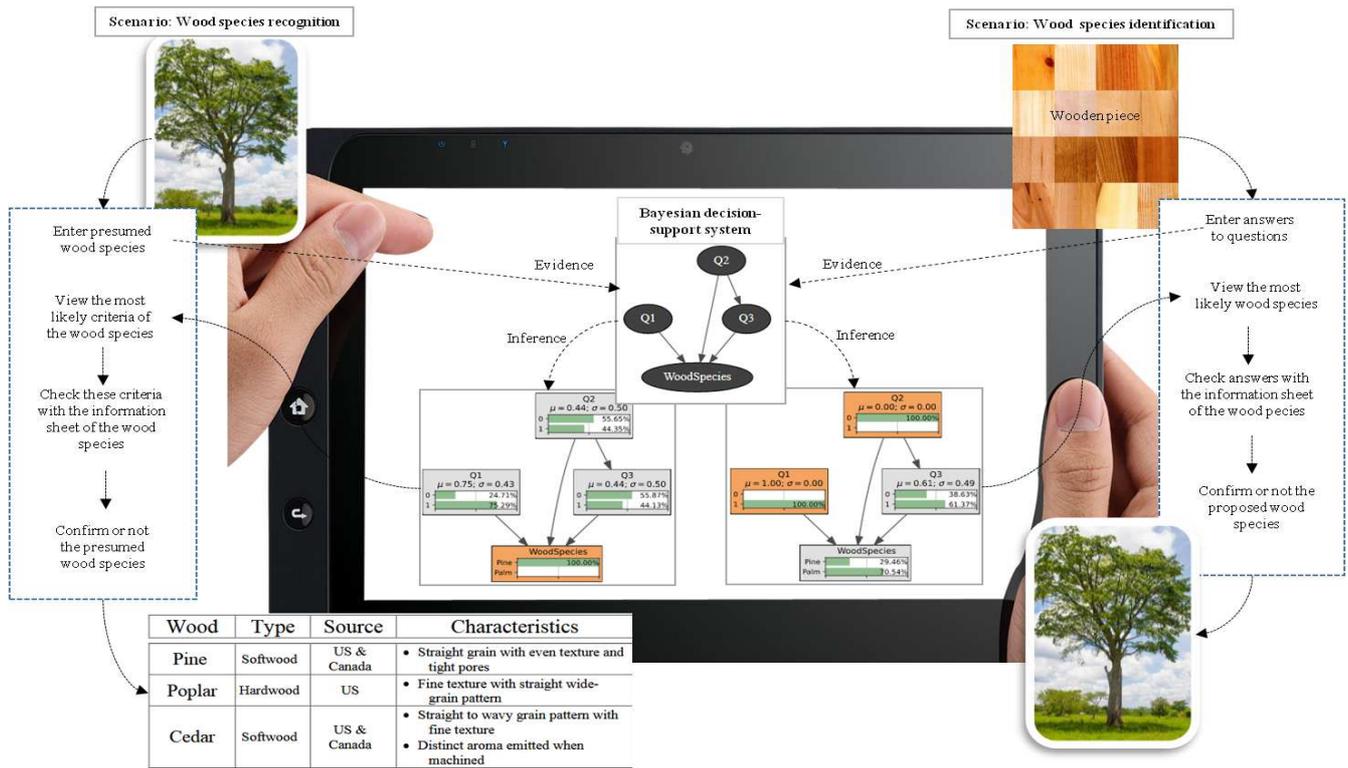


FIGURE 1 – Processus d'identification et d'apprentissage des essences de bois

cartographie des caractéristiques vraisemblables de celles-ci. Il est important de conserver visible la complexité du vivant pour maintenir la prise en compte de la variabilité et du risque d'erreur d'interprétation des observables. Par exemple, certaines espèces très proches ou similaires, anatomiquement comme dans la famille des *Dalbergia sp* peuvent être classées illégales ou légales à la commercialisation (CITES¹). Pour ce faire, nous nous concentrons sur l'utilisation du concept de réseaux bayésiens (BNs) [12, 17] qui fournit un formalisme mathématique pratique permettant de décrire des systèmes complexes entachés d'incertitude. Ils s'appuient sur les modèles graphiques probabilistes où la structure du réseau fournit une interface intuitive à travers laquelle un individu peut modéliser des ensembles de variables en interactions et fournit une représentation qualitative des connaissances. L'incertitude relative au système est prise en compte en quantifiant la dépendance entre les variables à l'aide de probabilités conditionnelles. Les BNs permettent de combiner différentes sources de connaissances expertes avec des données expérimentales à différents niveaux et échelles de connaissances. Le choix du formalisme des BNs s'appuie sur le fait qu'ils permettent de transformer en modèle interprétable de la connaissance contenue dans des données parfois imprécises tout en intégrant une représentation du savoir incertain plus flexible que les systèmes à base de règles. Ils sont capables de propager de l'information dans toutes les directions et de porter un jugement ou d'apporter une estimation même lorsque les données ne sont pas toutes observées. Cette approche a été

étudiée et utilisée dans des domaines qui vont du biomédical à la pétro-physique [23].

Ce travail présente un système d'aide à la décision basé sur des réseaux bayésiens capable d'estimer l'essence de bois présente dans une pièce de bois observée sur la base d'un questionnaire utilisant des propriétés macroscopiques visibles. Dans une optique de formation ou de situation d'apprentissage, l'outil aura la capacité de proposer la cartographie vraisemblable des propriétés macroscopiques d'une essence de bois reconnue. La figure 1 présente le squelette du pipeline capable d'effectuer ces deux types de raisonnement : proposer (1) l'espèce de bois la plus probable qui compose l'échantillon de bois observé en répondant à un questionnaire et (2) les propriétés les plus vraisemblables qui caractérisent une espèce de bois connue. Les principales contributions de ce travail sont les suivantes :

- un modèle générique compréhensible et polyvalent capable de prédire à la fois l'essence de bois dans les échantillons de bois et la cartographie de ses propriétés,
- la conception d'un outil, basé sur le réseau bayésien et intégrant dans son apprentissage des connaissances expertes issues de sources hétérogènes, utilisable en pratique (par exemple smartphone/tablette) pour :
 - aider à l'apprentissage et à la reconnaissance des essences de bois,
 - transférer les connaissances et fournir un outil attrayant pour les établissements d'enseignement et les professionnels de l'industrie du bois.
- le traitement des incertitudes dues à l'hétérogénéité du matériau bois manipulé et à la subjectivité des évaluations

1. <https://cites.org/fra>

tions des utilisateurs.

Le contenu de ce document est organisé comme suit. La section 2 donne une brève introduction aux réseaux bayésiens sur lesquels la construction du modèle de ce travail est basée. La section 3 présente l'implémentation du modèle ; la section 4 met en évidence deux scénarios d'utilisation dans des contextes différents. La dernière section propose des améliorations et ouvre vers de nouvelles perspectives.

2 Réseaux Bayésiens

Parmi les choix de modèles d'apprentissages possibles, nous avons fait celui des réseaux bayésiens en raison de leur facilité à la fois de lecture (et donc d'interprétation), mais également de leur capacité d'intégration des connaissances expertes dans leur raisonnement. Ils représentent en effet l'une des techniques les plus utilisées pour le design de systèmes de tutorat intelligents, aux côtés des systèmes à base de règles [25]. Dans notre cas néanmoins, il est important de pouvoir modéliser les incertitudes inhérentes au domaine : connaître la valeur précise d'un paramètre de décision n'est pas forcément synonyme d'une identification directe, et parfois plusieurs candidats sont à considérer. De plus, il s'agit d'outils se prêtant tout aussi bien à la prédiction ("A partir de ce que je sais, quel est le résultat le plus probable ?") qu'au diagnostic ("Connaissant mon résultat, quelles caractéristiques seront probablement observées ?"). Deux illustrations de ces applications sont détaillées en Sect. 4.2 et 4.3.

2.1 Structure

Un réseau bayésien (RB) [12, 17] est une représentation graphique d'une distribution de probabilité multivariée qui capture des propriétés d'indépendance conditionnelle entre les variables. Formellement, un réseau bayésien est un graphe acyclique dirigé dont les noeuds représentent les variables aléatoires et dont les arcs codent les dépendances conditionnelles entre les variables. Le graphe est appelé la structure du réseau et les noeuds contenant l'information probabiliste sont appelés les paramètres du réseau. Dans un réseau Bayésien, la distribution de probabilités jointes des valeurs des noeuds peut être écrite comme le produit de la distribution de probabilité de chaque noeud et de ses parents. Si l'ensemble des noeuds parents d'un noeud X_i est désigné par $Pa(X_i)$, la probabilité jointe peut se réécrire :

$$P(X_1, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i | Pa(X_i)) \quad (1)$$

où $P(X_i | Pa(X_i))$ représente la probabilité conditionnelle associée à la variable X_i sachant $Pa(X_i)$. Les variables peuvent être discrètes, continues ou contenir une combinaison des deux. Dans cet article, seuls les réseaux discrets sont considérés.

2.2 Apprentissage

Différentes techniques d'apprentissage permettent d'identifier soit la structure du graphe (i.e la topologie), soit les paramètres du réseau (i.e les distributions de probabilités

conditionnelles) ou une combinaison des deux à partir de données substantielles et/ou incomplètes combinées à une élicitation par des experts [9, 13, 14, 16]. Dans ce travail, la topologie du graphe sera obtenue à partir des connaissances expertes. Supposons X_i l'ensemble des variables et θ_{ijk} la probabilité que $X_i = x_k$ sachant x_j , i.e.

$$\theta_{ijk} = P(X_i = x_k | Pa(X_i) = x_j) \quad \begin{array}{l} i = 1, \dots, n \\ j = 1, \dots, c_i \\ k = 1, \dots, r_i \end{array} \quad (2)$$

où r_i est le nombre de valeurs que la variable X_i peut prendre et c_i est le nombre de configurations de $Pa(X_i)$. Baudrit et al., [2] propose un apprentissage hybride des paramètres à partir de sources de connaissances multiples (littérature, observations empiriques, avis d'experts, modèles existants, etc). L'approche consiste (1) à initialiser θ_{ij} en utilisant des distributions a priori de Dirichlet et (2) à mettre à jour successivement θ_{ij} chaque fois que des nouvelles connaissances sont disponibles et peuvent être formulées sous une forme fréquentiste. De plus, cette approche permet de pondérer l'importance des différentes sources de connaissance. C'est-à-dire :

$$\theta_{ijk} | (D_1, \dots, D_m) = \frac{s_0 \alpha_{ijk} + s_p \sum_{p=1}^m f_{ijk}^p}{\sum_{p=1}^m s_p} \quad (3)$$

où $\alpha_{ij} = (\alpha_{ij1}, \dots, \alpha_{ijr_i})$ sont les hyperparamètres de la distribution a priori de Dirichlet pouvant être interprétés comme la taille d'une base de données virtuelle correspondant à un niveau de confiance des experts par rapport aux essais expérimentaux. D_p représente des données issues d'essais expérimentaux ou résultant de simulations ; f_{ijk}^p représente la fréquence de l'observation x_{ijk} dans la base expérimentale D_p et s_p correspond au niveau de confiance sur la source de connaissance p . En présence de données manquantes, l'algorithme EM (expectation-maximization) peut être utilisé [14, 15, 21].

2.3 Inférence

L'utilisation de ces réseaux consiste en une "requête" exprimée sous forme de probabilités conditionnelles. La tâche la plus courante consiste à estimer les probabilités marginales $P(X_Q | X_E)$ où X_Q est un ensemble de variables de requête et X_E un ensemble de variables observées. L'inférence consiste alors à calculer la probabilité de chaque état d'une variable X_Q lorsque nous connaissons l'état pris par les autres variables X_E . Pour plus de détails sur l'inférence, le lecteur peut se référer à [20] qui présentent différents types d'algorithmes d'inférence (inférence exacte et approximative) selon la complexité et la taille du réseau [4].

3 Implémentation du modèle

3.1 Identification des variables

En amont de la modélisation, un travail de définition des variables permettant la discrimination des essences de bois a été réalisé pour établir les variables et leurs interactions.

Un groupe d'expert du domaine [6] (experts professionnels, enseignants du supérieur et chercheur du domaine de l'anatomie du bois et de la reconnaissance des essences) travaille en collaboration depuis plusieurs années directement auprès d'étudiants sur l'approche et la démarche d'apprentissage du domaine. C'est donc sur la base des règles classiques et de la formalisation de leur pratique via l'usage de techniques de recueil de connaissances [3] qu'ont été établis les critères d'observations. Un second choix pratique et pragmatique a permis de limiter leur nombre en hiérarchisant leur importance. La hiérarchisation est fondée sur 2 principes : leur capacité à discriminer et leur accessibilité en pratique. Chaque noeud, à l'exception du noeud *Species*, représente les propriétés (les plus discriminantes pour les experts) capables de décrire une essence de bois. Le noeud *Origin* décrit les origines possibles des pièces de bois, à savoir soit *Tropical*, soit *Temperate*. Les feuillus sont des arbres qui ont des feuilles larges et les résineux sont des conifères tels que les pins généralement utilisés par l'industrie de la construction. Les vaisseaux (ou pores) sont les cellules qui permettent le transport de la sève vers les feuilles. Ils sont implantés longitudinalement dans le bois et peuvent être juxtaposés ou non. Le noeud *Hardwood_Softwood* prend deux valeurs à savoir soit *Hardwood* correspondant à la présence de vaisseaux (pores) visibles et abondants, soit *Softwood* dans le cas contraire. La taille des vaisseaux et leur répartition peuvent être utilisées pour classer les feuillus en trois classes. Le noeud *Morphology* représente ces trois classes : les feuillus à pores diffus, notés *Diffuse*, ont des vaisseaux de taille similaire disposés selon une distribution relativement uniforme ; les feuillus à zone initiale poreuse, notés *Zip*, présentent en début de cerne une concentration de vaisseaux beaucoup plus gros que les vaisseaux du bois final ; les feuillus à zone semi-poreuse, notés *Semi*, montrent une évolution de la taille des vaisseaux à l'intérieur du cerne. Ce noeud est ensuite lié aux noeuds *Hardwood_Softwood*, *Origin* et prend la valeur *No* lorsque l'échantillon de bois sera estimé comme étant du bois tendre. Le noeud *Transition* caractérise la croissance des cernes qui peut avoir une transition progressive ou abrupte et prend deux valeurs *Yes* pour progressive et *No* pour abrupte ; il dépend de la configuration des trois noeuds *Origin*, *Hardwood_Softwood*, *Morphology*. Le noeud *Wood_Ray* représente les rayons ligneux (rayons médullaires) qui sont caractérisés par des lignes droites continues partant du centre perpendiculairement aux cernes de croissance et prend les valeurs *Yes* pour les rayons visibles et *No* dans le cas contraire. Le noeud *Poids* représente une estimation qualitative du poids de la pièce de bois et prend quatre valeurs : *Light*, *Medium*, *Medium_Heavy*, *Heavy*. Le noeud *Color* prend quatre valeurs : *Blanc*, *Brun*, *Jaune*, *Rougeâtre*.

3.2 Elaboration de la structure et apprentissage des paramètres

Les relations de dépendances dans les RBs ne sont pas nécessairement causales. Cependant, les experts d'un domaine précis raisonnent souvent par mécanisme de causes

à effets. Les liens entre les noeuds sont des dépendances conditionnelles probabilistes et l'orientation des arcs guide la manière d'interpréter la structure et précise comment circule l'information. La Fig. 2 représente la structure du modèle établie par expertise. Par exemple, l'expert sait que les bois de couleurs sombres auront tendance à avoir une densité élevée ce qui se traduit par une relation de dépendance entre les noeuds *Color* et *Weight*. L'orientation de l'arc *Color* \mapsto *Weight* indique que la connaissance de la couleur apportera de l'information moins incertaine sur le poids que le poids sur la couleur. De même, la détermination de l'origine du bois et de sa dureté permet d'avoir une bonne idée de sa morphologie potentielle (comme illustré dans l'exemple d'utilisation décrit en Sect.4.2). Si l'utilisateur n'est pas obligé de remplir les informations dans l'ordre (on pourrait imaginer un cas où le paramètre *Transition* est rempli avant *Morphology*), cette structuration construite avec l'expert permet déjà d'exprimer des connaissances causales, et guide l'apprenant en lui indiquant les paramètres essentiels à déterminer pour raffiner les résultats de l'identification .

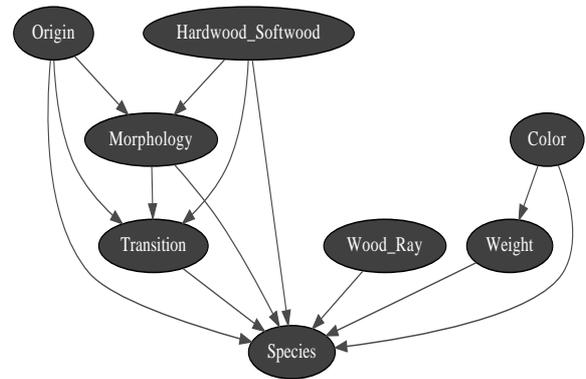


FIGURE 2 – Structure du réseau Bayésien représentant le réseau d'interaction capable de décrire les essences de bois.

TABLE 1 – Distribution de probabilité conditionnelle $P(\text{Morphology}|\text{Origin}, \text{Hardwood_Softwood})$

		<i>Morphology</i>			
<i>Hardwood_Softwood</i>	<i>Origin</i>	<i>Diffuse</i>	<i>No</i>	<i>Semi</i>	<i>Zip</i>
<i>Softwood</i>	<i>Tropical</i>	0.0	1.0	0.0	0.0
	<i>Temperate</i>	0.0	1.0	0.0	0.0
<i>Hardwood</i>	<i>Tropical</i>	0.77	0.0	0.0	0.23
	<i>Temperate</i>	0.36	0.0	0.18	0.46

Sur la base de l'équation 3, les paramètres des réseaux bayésiens (voir Fig. 2) ont été estimés à partir des connaissances des experts et d'une base de données composée de 25 essences de bois provenant de différentes régions du monde. Le modèle a été construit et implémenté en utilisant la bibliothèque python pyAgrum [8] dédiée aux modèles graphiques probabilistes permettant aux modélisateurs de créer, gérer et effectuer des inférences avec les réseaux Bayésiens. Le tableau 1 pré-

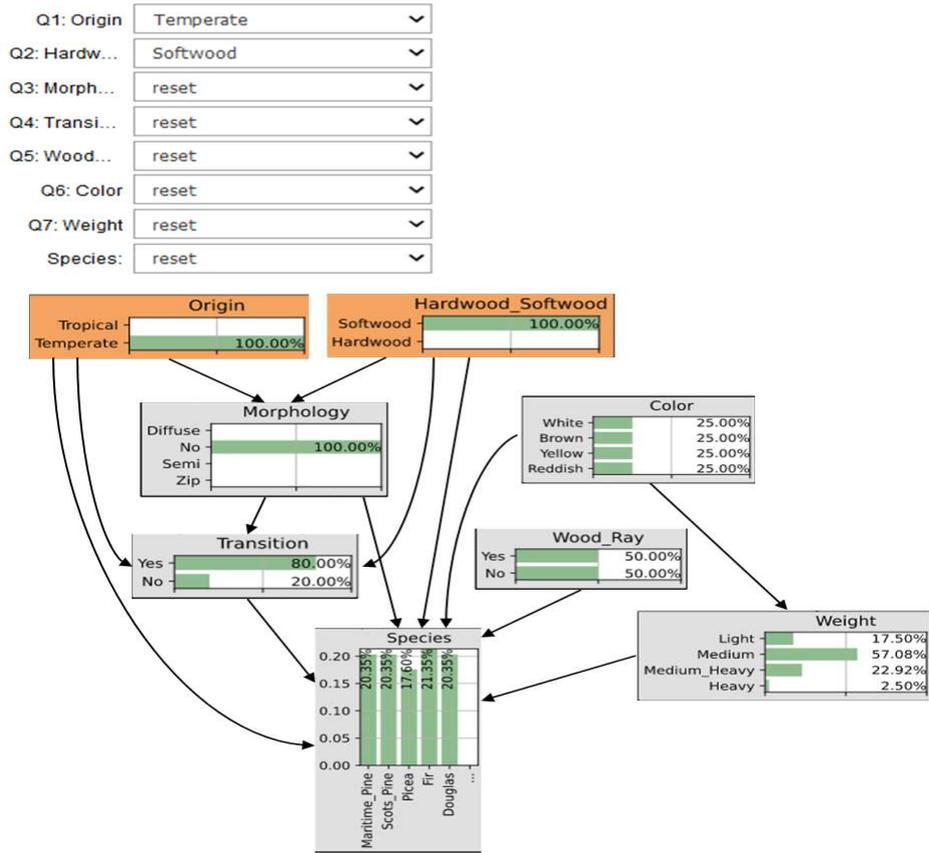


FIGURE 3 – Inférence Bayésienne sachant que la pièce de bois observée provient d'un climat tempéré et d'un bois tendre.

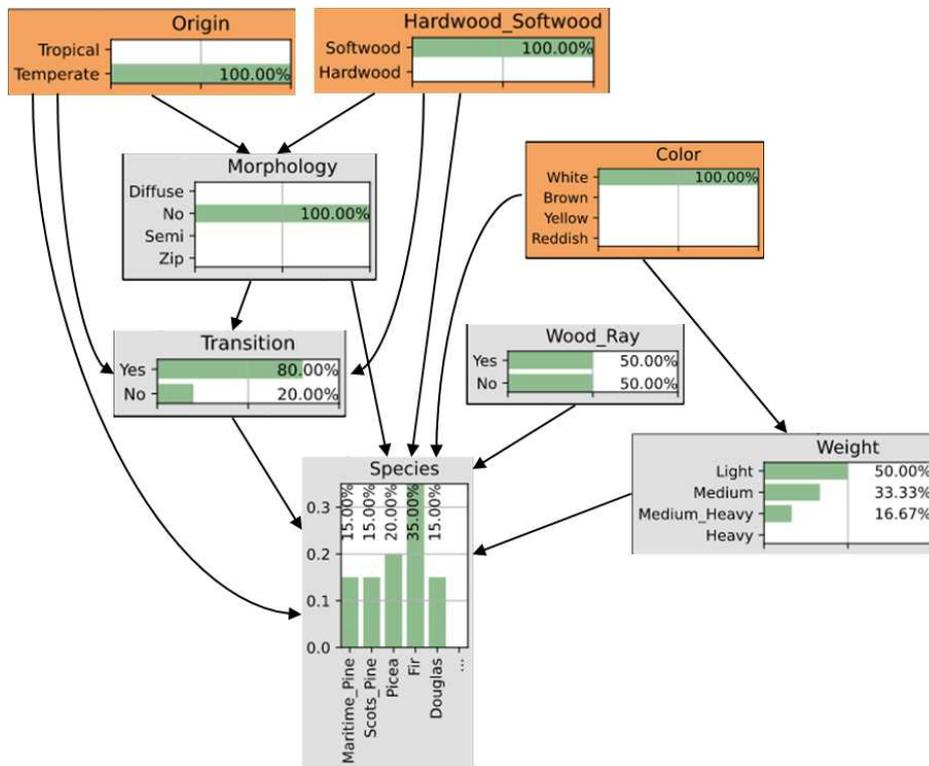


FIGURE 4 – Inférence Bayésienne sachant que la pièce de bois observée est de couleur blanche et provient d'un climat tempéré et d'un bois tendre.

sente le tableau de probabilités conditionnelles associé à la variable *Morphologie|Origine, Bois_dur_souple* signifiant par exemple qu'il y a 77% de chance d'observer des vaisseaux de taille similaire disposés selon une distribution relativement uniforme dans une pièce en bois sachant que l'essence de bois utilisée provient d'une région tropicale et est issue d'un bois dur. Les probabilités $P(\text{Morphology} = \text{No} | \text{Softwood} = .)$ sont égales à 1 car les vaisseaux ou les pores ne concernent que les feuillus.

4 Utilisation et utilisabilité de l'outil

Comme indiqué en introduction, cet outil se destine à un usage éducatif, et vise à répondre à deux types de problèmes : l'identification et le diagnostic (ou appelé reconnaissance des essences dans le domaine).

4.1 Cartographie des utilisateurs

Le système L'outil est destiné à accompagner les professionnels de la filière bois dans la pratique et se destine donc dans un premier temps à des personnes qualifiées ou en cours de qualification. Les anciens élèves ou apprenants actuels des formations du supérieur ou de la formation continue d'institut similaire à l'École Supérieure du Bois sont de bons exemples. Dans un second temps, la manipulation de l'outil, son enrichissement et l'analyse des résultats est un objet de recherche pour les spécialistes de l'anatomie du bois. À terme, l'introduction d'éléments plus ergonomique et l'accès à des connaissances complémentaires, via par exemple un livre de connaissances, doit permettre un élargissement à un public peu formé voire autodidacte.

4.2 Identification

La première utilisation consiste à identifier l'essence de bois d'une pièce de bois ; les Fig. 3, Fig. 4 et Fig. 5 affichent les résultats d'inférence suite aux réponses d'un questionnaire donné sous forme électronique. La Fig. 3 montre le résultat de l'inférence étant donné que l'utilisateur répond que la pièce de bois provient d'une région tempérée et est composé de bois tendre. Le modèle élimine alors toutes les espèces de bois tropicaux et propose cinq espèces de bois possibles sans être capable de les différencier. Cela signifie que les utilisateurs doivent aller plus loin dans le questionnaire en instanciant d'autres variables comme la couleur par exemple jusqu'à ce qu'il soit possible de discriminer les espèces de bois. Une fois que le modèle a fourni sa proposition, il peut être vérifié en le comparant à une fiche d'information. La Fig. 4 montre le résultat de l'inférence étant donné que l'utilisateur a ajouté la couleur visible comme étant le blanc. Le modèle estime alors que l'essence de bois la plus probable est un sapin (un type de conifère) avec 35% de certitude (le deuxième candidat, le *Picea*, ayant quant à lui une certitude de 20%). De plus, le modèle estime que la transition des cernes de croissance sera probablement progressive avec une probabilité de 80%. Il reste donc une incertitude de 20% qui sera vérifiée par l'observation de l'échantillon. L'observation d'une transition abrupte à ce stade pourrait remettre en question l'origine du bois. La Fig. 5 montre le résultat de l'inférence étant donné que l'uti-

lisateur observe finalement une transition abrupte et que le modèle met à jour la prédiction en proposant un *Picea* comme espèce de bois avec 40% de certitude.

4.3 Diagnostic (Reconnaissance des essences)

La deuxième utilisation de l'outil consiste à proposer une carte des descripteurs de l'essence de bois reconnue. La Fig. 6 affiche le résultat de l'inférence étant donné que l'utilisateur pense observer une espèce de bois composée de bois d'Orme. Le modèle estime que la couleur du spécimen de bois devrait être brune ; l'utilisateur devrait observer des zones avec des vaisseaux beaucoup plus grands, une transition progressive des cernes de croissance, etc. L'étape suivante consiste à vérifier les propriétés prédites de la carte avec des échantillons de bois d'orme ou des fiches d'information sur le bois d'orme provenant d'une base de données^{2,3}. Selon les résultats de l'inférence, l'outil estime que la couleur est probablement brune avec une certitude d'environ 40% sans exclure les teintes blanches, jaunes et rougeâtres, ce qui est confirmé par les fiches Elm où la couleur est décrite comme brun clair à brun avec une teinte rougeâtre (voir Fig. 6). L'outil estime également que les utilisateurs devraient observer des zones avec des vaisseaux (pores) beaucoup plus grands que d'autres (*i.e.* $P(\text{Morphology} = \text{Zip}) = 54\%$), ce qui est confirmé par les caractéristiques clés de l'orme dans la fiche d'information (voir en Fig 6). Selon l'image de l'orme dans la fiche d'information, les cernes de croissance ont une transition progressive qui est bien prédite par l'outil avec une certitude d'environ 70% (voir la figure 6). La vérification entre les valeurs prédites et la fiche d'information semble confirmer que les utilisateurs sont confrontés à une pièce de bois qui provient de l'Orme. Cet exemple montre que l'outil peut être facilement utilisé sous forme de formation puisqu'il est capable de décrire les essences de bois à un niveau macroscopique. en retranscrivant sous forme de probabilités des connaissances expertes techniques. L'outil permet ainsi de simuler la potentielle variabilité des paramètres observés au sein d'une même essence, et permet une approche plus flexible qu'une base traditionnelle de règles de décisions.

5 Conclusion

Un modèle générique et un outil réaliste basé sur des graphes probabilistes ont été mis en place, permettant aux utilisateurs d'identifier à la fois (1) l'essence de bois la plus probable qui a été utilisée ou qui est présente dans un objet en bois et (2) la configuration la plus probable des propriétés de l'essence de bois reconnue. Les descripteurs choisis sont des observables, à une échelle macroscopique plus ou moins accessible selon l'état de l'échantillon de bois. Cette démarche s'inscrit dans l'approche d'apprentissage pratique et pragmatique de l'identification et de la reconnaissance des essences de bois déployée depuis 2014 à l'École Supérieure du Bois⁴. L'ajout d'essence de bois à la base de données et l'ajout de variables descriptives à

2. <http://www.woodanatomy.ch/>

3. <https://www.fpl.fs.fed.us/research/centers/woodanatomy/>

4. <https://www.esb-campus.fr/?lang=en>

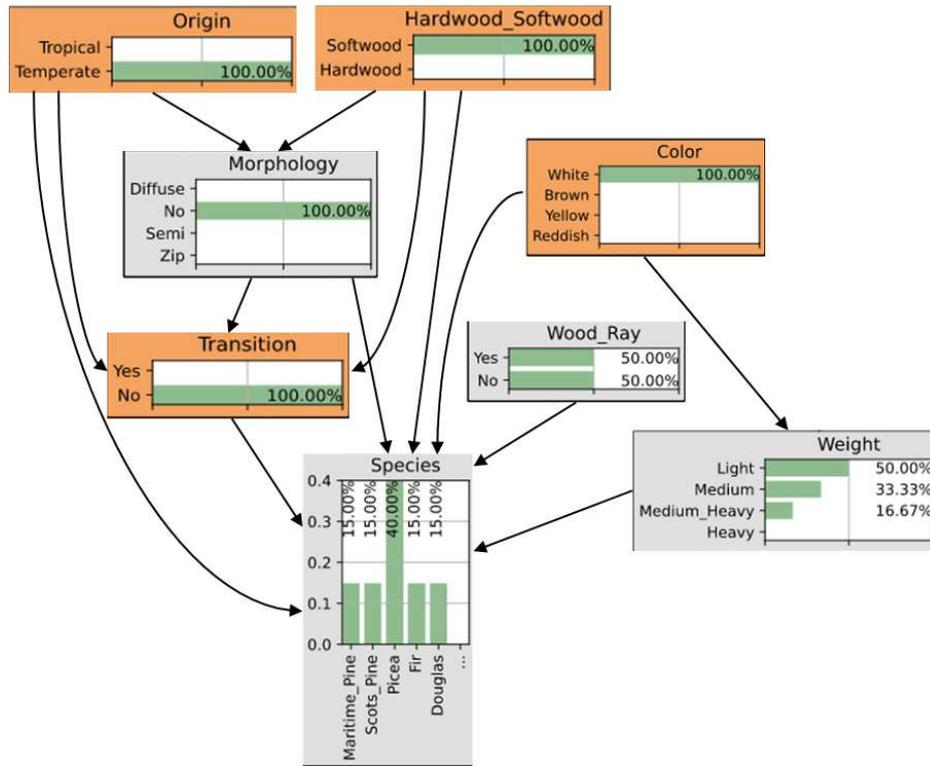


FIGURE 5 – Inférence Bayésienne sachant que la pièce de bois observée provient d’une région tempérée et de bois tendre avec une observation de couleur blanche et une transition abrupte des cernes de croissance.

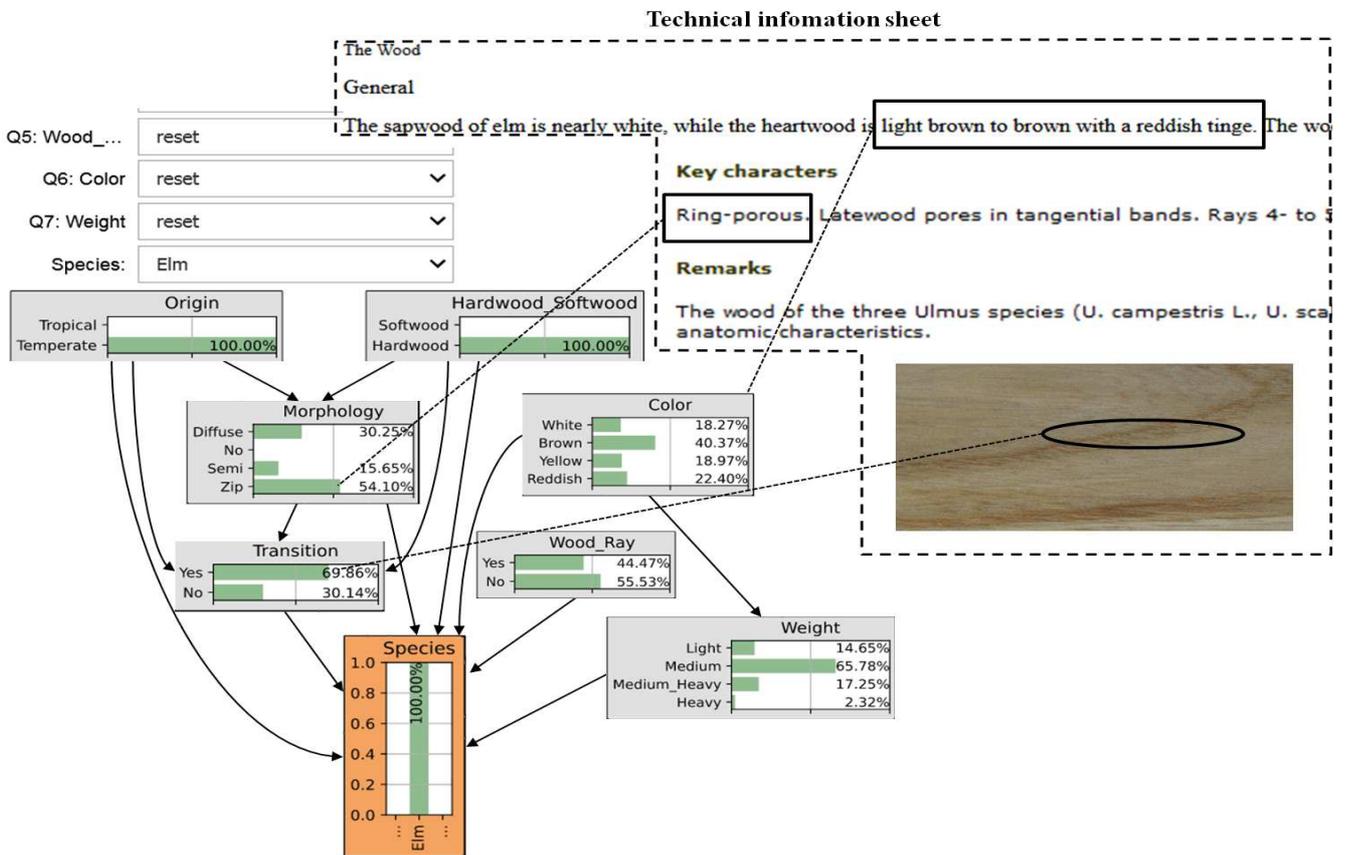


FIGURE 6 – Cartographie vraisemblable des propriétés de l’orme.

la structure du modèle permettront d'enrichir les connaissances et d'améliorer l'identification. Une amélioration de l'outil serait de relier le modèle à des bases de données de fiches techniques pour une comparaison et une vérification automatiques. Une évaluation des performances de l'outil auprès d'une base d'apprenants est également prévue, afin de valider la structure et le fonctionnement de l'application. Ces recherches sont utiles à la recherche d'informations pour les établissements d'enseignement et les professionnels de l'industrie du bois.

Remerciements

Ces travaux sont en partie financés par le programme de coopération franco-québécois Samuel-De-Champlain.

Références

- [1] P., Barmpoutis, K. Dimitropoulos, I. Barboutis, N. Grammalidis, P. Lefakis. Wood species recognition through multidimensional texture analysis. *Computers and electronics in agriculture*, 144, 241-248, 2018.
- [2] C. Baudrit, P.H. Wuillemin, N. Perrot. Parameter elicitation in probabilistic graphical models for modelling multi-scale food complex systems. *Journal of food engineering*, 115(1), 1-10, 2013.
- [3] M. Bodineau & F. Michaud. L'apprentissage de la reconnaissance et de l'identification des essences de bois par une approche pratique et pragmatique : du recueil à la représentation des connaissances. 9èmes journées du GDR 3544 « Sciences du bois », Grenoble, France, 18-20 novembre 2020.
- [4] G.F. Cooper. The computational complexity of probabilistic inference using Bayesian belief networks. *Artificial intelligence*, 42(2-3), 393-405, 1990.
- [5] P. Corbineau, N. Macchioni. LA FONCTION, D. B. D. coNNaître, recoNNaître et Nommer le bois, 2015.
- [6] P. Corbineau, N. Macchioni, N. Saedlou, T. Ramanaoandro, F. Michaud. Xylothèque pédagogique, approche pragmatique de la reconnaissance et l'identification des essences de bois. 3èmes journées du GDR 3544 « Sciences du bois », Nancy, France, 12-14 novembre 2014.
- [7] G. Figueroa-Mata, E. Mata-Montero, J.C Valverde-Otárola, D. Arias-Aguilar. Automated image-based identification of forest species : challenges and opportunities for 21st century xylotheques. *International Work Conference on Bioinspired Intelligence (IWOBI)*, pp. 1-8, 2018.
- [8] C. Gonzales, L. Torti, P.H. Wuillemin. Agrum : a graphical universal model framework. In *Proceedings of the 30th Int. Conference on Industrial, Engineering, Other Applications of Applied Intelligent Systems*, Arras, France. Springer-Verlag, 2017.
- [9] D. Heckerman. A Tutorial on Learning with Bayesian Networks, In *Innovations in Bayesian networks* (pp. 33-82), Springer, Berlin, Heidelberg, 2008.
- [10] J. Hu, W. Song, w. Zhang, Y. Zhao, A. Yilmaz. Deep learning for use in lumber classification tasks. *Wood Science and Technology*, 53(2), 505-517, 2019.
- [11] T. He, L. Jiao, M. Yu, J. Guo, X. Jiang, Y. Yin. DNA barcoding authentication for the wood of eight endangered *Dalbergia* timber species using machine learning approaches. *Holzforschung*, 73(3), 277-285, 2019.
- [12] F.V. Jensen, T.D. Nielsen. *Bayesian Networks and Decision Graphs*. Springer, 2010.
- [13] Z. Ji, Q. Xia, G. Meng. A review of parameter learning methods in Bayesian network. In *International Conference on Intelligent Computing* (pp. 3-12). Springer, Cham, 2015.
- [14] S.L. Lauritzen. The EM algorithm for graphical association models with missing data. *Computational Statistics and Data Analysis* 19, 191-201, 1995.
- [15] R. M. Neal, G.E Hinton. A view of the EM algorithm that justifies incremental, sparse, and other variants. In *Learning in graphical models*. Springer, Dordrecht, 355-368 ; 1998.
- [16] A. O'Hagan. *Uncertain Judgements :Eliciting Experts' Probabilities*, Wiley, New York, 2006.
- [17] J. Pearl. *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems : Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann, San Diego, 552p, 1988.
- [18] P. Ravindran, B.J. Thompson, R.K. Soares, A.C. Wiedenhoft. The XyloTron : flexible, open-source, image-based macroscopic field identification of wood products. *Frontiers in plant science*, 1015, 2020.
- [19] J.A.M Rojas, J. Alpuente, D. Postigo, I.M.Rojas, S. Vignote. Wood species identification using stress-wave analysis in the audible range. *Applied Acoustics*, 72(12), 934-942, 2011.
- [20] A. Salmerón, R. Rumí, H. Langseth, T.D. Nielsen, & A.L. Madsen. A review of inference algorithms for hybrid Bayesian networks. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 62, 799-828, 2018.
- [21] B. Thiesson, C. Meek, D. Heckerman. Accelerating EM for large databases. *Machine Learning*, 45(3), 279-299, 2001.
- [22] D.J. Verly Lopes, G.W. Burgreen, E.D. Entsminger. North American hardwoods identification using machine-learning. *Forests*, 11(3), 298, 2020.
- [23] W. Wiegnerinck, W. Burgers, B. Kappen. Bayesian networks, introduction and practical applications. In *Handbook on Neural Information Processing* (pp. 401-431). Springer, Berlin, Heidelberg, 2013.
- [24] P. Zhao, G. Dou, G.S. Chen. Wood species identification using improved active shape model. *Optik*, 125(18), 5212-5217, 2014.
- [25] E. Mousavinasab, N. Zarifsanaiy, S. R. Niakan Kalhori, M. Rakhshan, L. Keikha, M. Ghazi Saedi. Intelligent tutoring systems : a systematic review of characteristics, applications, and evaluation methods. *Interactive Learning Environments*, 29(1), 142-163, 2021.