Troubleshooting under Uncertainty

Cet article utilise des techniques de la théorie de la décision pour la résolution de problèmes. Présenté devant un problème, exemplifié par un dispositif en panne constitué de plusieurs composantes, l’objectif est d’identifier la composante défectueuse et la corriger. Les incertitudes proviennent du rapport incertain entre les composantes et l’état du dispositif et des effets des actions sur le dispositif, ces rapports étant représentés selon un réseau Bayésien.

Le dispositif est représenté par un ensemble fini de n composantes, qui peuvent être chacune dans un état, avec un état distingué appelé “normal”. On dispose aussi d’une quantité finie de m observations possibles que l’on peut faire sur le système, chaque observation pouvant prendre une quantité finie de résultats. Une de ces observations est une observation spéciale, appelée e, qui correspond à observer l’état du dispositif. Les briques de base du processus de résolution de problèmes sont les réparations des composantes et les observations : on doit choisir une séquence d’observations et de réparations à fin de corriger le problème du dispositif, sachant que chaque observation ou réparation a un coût associé. On dispose aussi d’une autre action, “appeler le service”, qui représente une action très coûteuse mais qui résout le problème avec certitude (par exemple, envoyer le dispositif à un centre plus spécialisé ou acheter un nouveau dispositif).

La résolution optimale de problèmes consiste dans le développement d’un plan d’actions avec un coût espéré minimal. Pour cela, on s’intéresse à la notion de valeur de l’information: une information n’a de la valeur que si le coût espéré de la réparation avec cette information est plus petite que le coût espéré de la réparation sans cette information.

L’idée de base, selon l’article décrit précédemment, serait de construire l’arbre avec toutes les décisions possibles à chaque étape (réparations et observations), l’utilité d’un résultat étant mesurée à travers le coût de la séquence de décisions menant à ce résultat. Cependant, une analyse complète de cet arbre est trop coûteuse en pratique, ce qui motive le développement des techniques décrites dans l’article.

Dans un premier temps, l’article considère des hypothèses, plutôt restrictives, sous lesquelles le problème peut être résolu de façon plutôt simple. Il s’agit de supposer qu’il n’y a qu’un seul défaut, que les coûts des réparations sont indépendants, et que la seule observation réalisée est celle de l’état du dispositif, e. Dans ce cas, on peut ordonner les composantes par le rapport entre la probabilité qu’elle soit à l’origine du défaut et son coût de réparation, et réparer les composantes dans cet ordre, observant après chaque réparation si le dispositif marche ou pas.

Ces hypothèses étant trop restrictives pour la plupart des situations pratiques à cause de la présence de défauts multiples et du fait que l’information d’une observation peut avoir un impact très important, l’article présente une autre approche. Pour les composantes non-observables, la seule action disponible est de la réparer. Pour les composantes observables, on impose de toujours faire l’observation avant la réparation, ce qui est appelé une paire observation-réparation. Le coût d’une telle paire est le coût de l’observation sommé au coût de la réparation de la composante multiplié par la probabilité que cette composante ait effectivement un défaut, conditionnée aux informations dont on dispose. La probabilité que la paire observation-réparation résolve le problème est alors la probabilité que l’état du dispositif soit normal étant donné qu’on a réparé le dispositif et les autres informations dont on dispose.

Dans cette deuxième approche, l’idée d’ordonner les actions par le rapport entre la probabilité de résolution du problème par leur coût et de prendre ces actions dans l’ordre ne conduit pas forcément à une minimisation du coût espéré de la réparation. Cependant, les auteurs de l’article trouvent utile l’heuristique consistant à faire cet ordre à chaque étape, choisir l’action maximisant ce rapport, et itérer après recalcul des probabilités et coûts avec les informations obtenues. L’appel au système peut être inclus en considérant que sa probabilité de résoudre le problème vaut 1. Cette approche permet, en particulier, de prendre en compte le cas où plusieurs composantes ont un défaut.

Afin de pouvoir considérer d’autres observations tout en échappant à la complexité du cas général, l’article développe une technique appelée myope. L’observation de l’état global du système et des paires observation-réparation sont appelées observations de base. À chaque étape, outre les observations de base, on s’autorise aussi à faire une autre observation mais, afin d’éviter la complexité du calcul de son coût, on fait un calcul approché de ce coût en supposant qu’aucune autre observation ne sera faite dans la suite outre celles de base.

On compare ainsi l’espérance de coût de toutes les séquences possibles d’actions avec le coût de faire une observation qui n’est pas de base et l’espérance du coût de toutes les séquences possibles étant donnée la nouvelle information donnée par cette observation. Ici, les séquences possibles comprennent uniquement des observations de base. On peut ainsi choisir si l’on fait une observation ou pas en fonction de la valeur de ces espérances, ne faisant aucune observation si leurs espérances sont plus grandes que l’espérance de coût sans observation, et faisant celle avec plus petite espérance dans le cas contraire. L’état des connaissances est mis à jour à chaque étape et, à chaque réparation, on supprime de cet état les informations sur les observations dont le résultat dépend du composant réparé.

L’article décrit ensuite des méthodes pour calculer les probabilités de réparation en utilisant des réseaux bayésiens. Pour ce faire, il est nécessaire non seulement de calculer ces probabilités mais aussi de les mettre à jour en fonction des informations acquises lors d’observations et de réparations. Afin de simplifier ce calcul, l’article introduit la notion de réseaux de réponse. Ces réseaux de réponse sont construits à partir d’un réseau bayésien et d’une action effectuée, observation ou réparation, par exemple.

On commence par séparer les variables en question entre celles qui dépendent de l’action prise et celles qui n’en dépendent pas. Pour chaque variable X dépendante, on introduit, dans le réseau bayésien, un parent F de cette variable qui correspond à toutes les fonctions possibles des parents de X à X. Par définition, F sera indépendante de l’action prise. Les variables dépendantes sont alors doublées, avec une copie pour représenter les variables avant l’action et l’autre après l’action, et on représente enfin les informations acquises lors des actions, par exemple le fait qu’un composant est désormais réparé.

Les nœuds F ainsi introduits peuvent avoir une très grande quantité d’états possibles puisque la quantité de fonctions possibles est exponentielle en la quantité de possibilités de valeurs pour les parents de X. Afin de simplifier le réseau et réduire le nombre d’états possibles pour ces nœuds, l’article introduit la notion d’indépendance causale. De façon informelle, un effet e est causalement indépendant d’un ensemble de causes {c1, …, cn} si, pour chacune de ces causes ci, la valeur de e après avoir changé ci de son état distingué de fonctionnement normal vers un autre état est indépendante de toutes les autres causes cj, conditionnellement au fait de connaître la valeur précédente de e, la nouvelle valeur de ci, et que les autres causes restent inchangées.

Lorsque l’on a l’indépendance causale, on peut simplifier le réseau : pour chaque cause ci, on rajoute un nœud fils ei’, appelé médiateur, qui représente la valeur de e lorsque toutes les causes cj, j≠i, prennent leur valeur distinguée. Ainsi, chaque ei’ ne dépend que de ci, et e sera une fonction déterministe des ei’. Ce type de stratégie permet ainsi de réduire la complexité du calcul des probabilités, qui seront en particulier calculées de façon automatisable directement à partir du réseau bayésien de départ.

Afin de réduire encore la complexité et traiter le cas de réseaux bayésiens avec cycles non-orientés, l’article décrit une simplification supplémentaire qui évite des copies du réseau bayésien. Essentiellement, sous les hypothèses précédentes, les auteurs montrent que, lorsque le défaut n’arrive que sur une seule composante du dispositif, alors on a l’égalité

P(epost=normal | ci reparé, epre = k, sf) = P(ei’pre ≠ normal | epre = k, sf)

où sf représente le fait qu’il n’y a qu’une seule composante avec défaut. Cela veut dire que la probabilité que le dispositif marche après la réparation de ci, connaissant son état précédent, est égale à la probabilité que la variable ei’ avant la réparation ne soit pas normale. Bien que cette formule ne soit valable que dans le cas où le problème ne provient que d’une seule composante, les auteurs indiquent que l’utiliser dans le cas général donne une bonne approximation, avec l’avantage que le membre de droite est plus simple à calculer que le membre de gauche car il ne nécessite pas une copie du réseau bayésien.

L’article est conclu par des exemples d’application de la méthode et une présentation des résultats empiriques.