HAL
open science

De la conception à l'évaluation d'un modèle pour le diagnostic des connaissances - Etude de cas : le modèle S-K-E

Sandra Michelet, Vanda Luengo, Jean-Michel Adam

To cite this version:

Sandra Michelet, Vanda Luengo, Jean-Michel Adam. De la conception à l'évaluation d'un modèle pour le diagnostic des connaissances - Etude de cas : le modèle S-K-E. 23es Journées Francophones d'Ingénierie des Connaissances, Jun 2012, Paris, France. pp.217-232. hal-00817148

HAL Id: hal-00817148

https://hal.science/hal-00817148v1

Submitted on 23 Apr 2013

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

De la conception à l'évaluation d'un modèle pour le diagnostic des connaissances
Etude de cas : le modèle S-K-E

Sandra Michelet[1], Vanda Luengo[2], Jean-Michel Adam[2]

[1] Société Action on Line, Pôle R&D,
68574 Dardilly Cedex
http://www.action-on-line.fr
smichelet@action-on-line.fr
[2] Laboratoire d'Informatique de Grenoble, Université de Grenoble,
38000 Grenoble
{Vanda.Luengo, Jean-Michel.Adam}@imag.fr

Résumé : Nous nous intéressons au diagnostic des activités d'apprentissage d'apprenants utilisant un environnement informatique. Le travail présenté ici concerne la modélisation des connaissances, des compétences et des erreurs dans l'apprentissage de l'électricité en courant continu au collège et au lycée. Nous avons réalisé cette modélisation à l'aide du modèle S-K-E que nous présentons ici et qui a été implémenté en langage Prolog dans notre environnement. Ce modèle a ensuite été validé par une expérimentation qui a consisté à comparer le diagnostic de l'activité d'une classe d'apprenants, fait par des enseignants, avec le diagnostic automatique effectué par DiagElec notre outil de diagnostic intégrant le modèle S-K-E. Les résultats montrent une bonne qualité du diagnostic automatique, très proche du diagnostic humain.

Mots-clés : Modèles de connaissances, Ingénierie et Gestion des connaissances.

1 Introduction

La recherche présentée dans ce papier relève du domaine de la modélisation des connaissances des utilisateurs dans une situation d'apprentissage avec un environnement informatisé, avec pour objectif le diagnostic de leurs connaissances. La conception d'un modèle de l'élève soulève deux problèmes : « d'une part le choix des caractéristiques individuelles (cognitives, comportementales) et de leur mode de représentation informatique dans les environnements informatiques pour l'apprentissage humain (EIAH), d'autre part la mise en place de mécanismes de mise à jour de ce modèle à partir des évènements

logiciels (ou « observables ») recueillis durant l'interaction » (Hibou et Py, 2006, p. 98).

Le processus d'inférence est ici appelé diagnostic cognitif. Ainsi, établir un diagnostic de l'apprenant nécessite d'être capable d'identifier dans ses productions, les connaissances sous-jacentes s'y rapportant. De ce fait, la plupart des EIAH embarquent avec eux un modèle représentant les connaissances du domaine d'apprentissage, permettant ainsi de comprendre les actions des élèves vis-à-vis du domaine décrit.

Dans le cadre de notre environnement Elec+ qui propose à l'apprenant de résoudre des problèmes en électricité, le modèle de diagnostic a pour objectif d'établir une cartographie des connaissances, compétences et erreurs de l'apprenant lorsque celui-ci résout des problèmes ou répond à des questions à choix multiples. Cette cartographie permet une première interprétation des traces vis-à-vis du domaine d'apprentissage.

Ce modèle de diagnostic (Michelet, 2010), appelé *DiagElec (Diagnostic en Electricité)* prend appui sur une modélisation des Connaissances, Compétences et Erreurs concernant l'électricité en courant continu et son apprentissage au collège et au lycée : le modèle *S-K-E* pour Skill-Knowledge-Error.

Nous présentons tout d'abord la notion d'éléments de connaissance dans le domaine de l'électricité et plus particulièrement la distinction existante entre les connaissances et les compétences, ainsi que la notion d'erreur. En prenant appui sur une étude approfondie de manuels scolaires et de travaux issus de la didactique de la Physique, nous avons modélisé les connaissances, compétences et erreurs du domaine d'application, au sein de notre modèle S-K-E. Ce modèle, implémenté en langage Prolog, fait suite à un travail en collaboration avec des enseignants de Sciences Physiques. Nous proposons également une typologie des erreurs détectables. Afin de tester le comportement de notre modèle et le diagnostic en situation réelle, nous avons mené des expérimentations en deux temps : avec des apprenants en collège et lycée, puis avec des enseignants. A partir de l'analyse des résultats obtenus, nous cherchons à voir comment se comporte notre modèle en comparant le diagnostic automatique avec ceux des enseignants.

2 Modélisation de la connaissance en électricité

Le diagnostic des éléments de connaissance (justes, erronées ou incomplètes) s'effectue à partir des réponses fournies par un apprenant – les réponses fournies à l'EIAH – qui peuvent être correctes ou incorrectes du point de vue de la physique (Givry, 2003) et de son apprentissage. Ainsi, à un élément de connaissance peut être associé un domaine de validité du point de vue de l'apprentissage de la physique, bien que pouvant parfois être faux dans l'absolu, du point de vue de la physique.

2.1 Les éléments de connaissance à domaine de validité correct : les connaissances et les compétences

Nous distinguons deux éléments qui interviennent et sont considérés comme valides du point de vue de la physique et de son apprentissage : ceux faisant référence aux *savoirs théoriques* et ceux qui font référence aux *savoir-faire* et qui sous-entendent un côté pratique. Dans l'enseignement, et en particulier celui de la physique, il existe une articulation entre ces deux éléments (Rey *et al.*, 2005).

Nous désignons par ***connaissance***, les savoirs théoriques que doit posséder l'apprenant, elles « sont constituées de faits, de règles, de lois et de principes. » (Tardif, 1992). Dans notre domaine d'application, des connaissances sont par exemple la connaissance de la loi d'unicité de l'intensité dans un circuit série, la définition d'un dipôle, *etc.*

A contrario, une ***compétence*** est définit comme « *la forme opératoire de la connaissance* » (Vergnaud, 2006), celle qui permet d'agir en situation. Elle ne s'oppose pas aux connaissances académiques classiquement transmises par l'école et l'université, mais il existe un décalage parfois important entre ce qu'une personne peut faire en situation, et ce qu'elle est capable d'en dire. La forme opératoire de la connaissance est en général plus riche, plus subtile, que *la forme prédicative*, celle qui énonce les propriétés et les relations des objets de pensée » (Vergnaud, 2006). Dans notre contexte, savoir brancher correctement un appareil de mesure, savoir réaliser un circuit électrique sont des exemples de compétences.

La compétence est au cœur des programmes et des réformes actuels, puisque depuis quelques années on parle d'enseignement par compétences (Ruffenach & Courtillot, 2009).

2.2 Les éléments de connaissance à domaine de validité incorrect : les erreurs

Dans un élément de connaissance nous pouvons distinguer des erreurs qui engendrent le fait que l'élément sort de son domaine de validité et devienne donc incorrect. Dans son livre « L'erreur, un outil pour enseigner » (Astolfi, 1997), l'auteur indique que dans un logiciel à but pédagogique, les erreurs commises par l'utilisateur ont un rôle important, parce qu'elles constituent des moments privilégiés d'apprentissage.

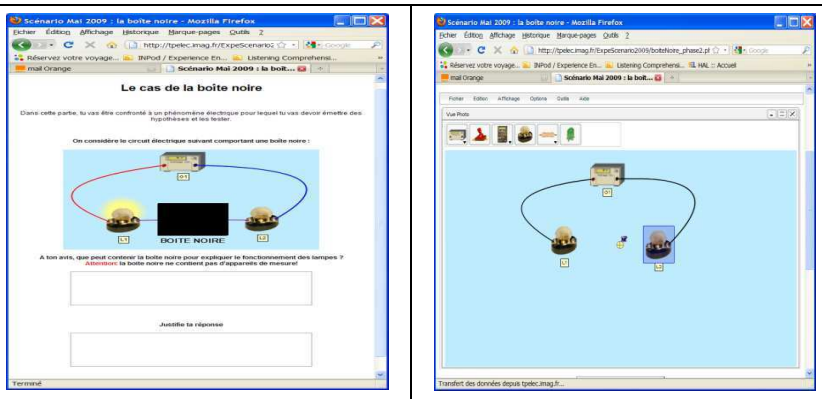
Ainsi, la considération de l'erreur dans un contexte d'apprentissage est cruciale puisqu'elle représente des informations essentielles (Py, 1998). L'erreur est à la fois un indice pour la compréhension du processus d'apprentissage déployé par un apprenant, et un témoin pour le repérage de difficultés éprouvées par l'apprenant (Astolfi, 1997).

Nous pouvons noter que certains manuels placent l'erreur au cœur des problèmes qu'ils proposent. Par exemple, des exercices proposés sont

centrés sur des productions d'apprenants, et leur objectif est la correction d'erreurs (Cousiné *et al.*, 2004, page 49-50).

3 L'environnement Elec+

Notre environnement Elec+ propose à l'apprenant de résoudre des problèmes, de niveau collège-lycée, concernant le courant continu, en mettant à sa disposition plusieurs outils informatiques (Formulation en langage naturel, utilisation du micromonde TPElec[1]) et en répondant à des questions à choix multiples (QCM). La pluralité de ces outils permet de placer l'apprenant dans des situations à la fois de formulation (cf. Figure 1a) et d'action sur un circuit électrique (cf. Figure 1b).



(a) La formulation en langue naturelle | *(b) Le micromonde TPElec*

FIGURE 1. *Outils de Formulation et Micromonde en situation*

Lorsque l'apprenant résout un problème, des traces sont générées par les différents outils, ainsi que des données sur les problèmes eux-mêmes (énoncé, degré de difficulté, connaissances mises en jeu, *etc.*). Nous renvoyons le lecteur à l'article (Michelet *et al.*, 2012) dans lequel il trouvera la description des traces générées par les différents outils.

4 Le modèle S-K-E : une modélisation des éléments de connaissance en électricité

4.1 Introduction

L'environnement Elec+ produit des traces d'activité. Afin de pouvoir élaborer un modèle de diagnostic (Michelet, 2010) il est d'abord

[1] TPElec, http://tpelec.imag.fr

nécessaire de faire une première interprétation de ces traces par rapport au domaine d'apprentissage.

Nous avons présenté 3 catégories d'éléments qui interviennent dans le diagnostic. Deux de ces catégories, les connaissances et les compétences, sont valides, le troisième (les erreurs) ne le sont pas du point de vue de la physique. Nous proposons ainsi de représenter chacun de ces éléments dans le modèle S-K-E.

Le choix de cette distinction permet de refléter l'existant dans notre domaine d'étude et d'offrir une richesse dans la cartographie émise par le diagnostic qui va ainsi pouvoir distinguer ces catégories et étiqueter chaque élément détecté.

4.2 Représentation informatique du modèle S-K-E : un cas de collaboration étroite entre la Didactique et l'Informatique

4.2.1 Transposition didactique – Transposition informatique

Le concept de *transposition didactique* introduit par Chevallard (Chevallard, 1985) désigne l'ensemble des transformations que le savoir savant subit lorsqu'il est traité par les manuels et par les enseignants dans leur classe. La transposition didactique peut être comprise comme la transformation du savoir savant en savoir enseigné. Ces transformations, notamment des simplifications, différencient un message scientifique d'un message pédagogique.

La *transposition informatique* reprend l'idée de transformation subie par les savoirs avant d'être enseignés, en ajoutant une composante supplémentaire : l'ordinateur. Ainsi, le savoir enseigné dans une situation classique d'enseignement n'est pas le même que celui qui est enseigné avec un ordinateur. En tant que dispositif matériel, l'ordinateur impose un ensemble de contraintes qui vont exiger une transformation appropriée pour permettre la mise en œuvre de la représentation adoptée. Balacheff (Balacheff, 1994) définit la transposition informatique comme le travail sur la connaissance qui permet une représentation symbolique, et la mise en œuvre de cette représentation par un dispositif informatique.

4.2.2 Représentation informatique du modèle S-K-E et Méthodologie mise en œuvre

Tout au long du travail de modélisation, nous avons collaboré avec 4 enseignants certifiés et agrégés de Sciences-Physiques[2]. Le cycle de la

[2] Les enseignants sont financés par l'Institut National de Recherche Pédagogique (INRP) dans le cadre du projet TPElec (http://tpelec.imag.fr/).

conception à la transposition informatique de notre modèle S-K-E suit les étapes suivantes :

1. **Identification des Compétences, Connaissances, Erreurs (S, K, E) à détecter** en prenant appui sur une étude approfondie d'une dizaine de manuels scolaires, et sur des résultats de travaux de la didactique de la physique où les erreurs y sont fréquemment décrites.
2. **Validation des S, K, E identifiées** : A partir de cet état des lieux, une rétro-alimentation des S, K, et E de la part des enseignants a eu lieu et a abouti à la validation de 329 éléments décrits sous forme textuelle et répartis ainsi : 81 connaissances, 56 compétences et 192 erreurs.
3. **Transcription informatique des S, K, E validées** : Enfin, nous avons décrit chaque élément validé sous forme de règles informatiques que nous avons fait valider par les enseignants, avant de les traduire en langage Prolog.

Ces étapes offrent l'avantage de valider dans un premier temps la modélisation par des experts (ici les enseignants), en les impliquant dans le processus de validation, puis dans un second temps à valider le modèle vis-à-vis du domaine.. De plus, l'implication d'experts est en accord avec les règles méthodologiques de la conception des EIAH formulées par (Bruillard & Vivet, 1994) qui préconisent une collaboration entre informaticiens, didacticiens et enseignants, et cela dès les premières phases du projet.

4.2.3 Exemple de modélisation

Notre système de diagnostic étant implémenté en langage Prolog, toutes les données qu'il prend en compte sont représentées par des faits ou des règles Prolog.

La définition des règles Prolog décrivant une S, K ou E est de la forme : **modelisationSKE(Id_SKE) :− conditionsDeDétectionSKE**
où l'argument Id_SKE identifie la S, K ou E. Nous illustrons ci-dessous les différentes étapes du processus pour décrire une compétence particulière :

Etape 1 – Compétence exprimée en Français. Soit la compétence S51 qui correspond au fait d' « être capable de respecter la polarité des appareils de mesure ». Pour savoir si, dans un circuit électrique, un appareil est branché en respectant sa polarité, il faut que la valeur affichée soit positive. Si la valeur est négative, on peut affirmer que les polarités ne sont pas respectées, et si la valeur est nulle on ne peut rien affirmer a priori.

Dans la figure 2, le voltmètre a été branché en respectant la polarité dans la partie gauche de la figure mais pas dans celle de droite.

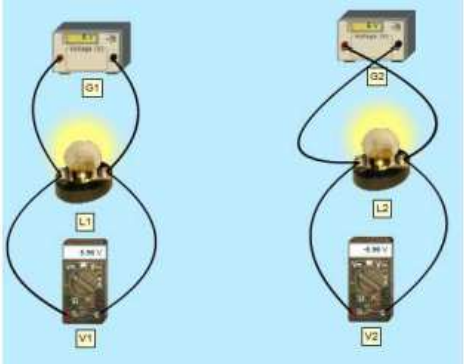


FIGURE 2 –*Illustration du respect ou non de la polarité*

Etape 2 – Transcription algorithmique. Soit App un appareil de mesure, alors :

SI valeurAffichée(App)>0 ALORS App est branché de sorte à respecter sa polarité

SI valeurAffichée(App)<0 ALORS Erreur e51a : App branché à l'envers

Etape 3 – Traduction en Prolog. Nous avons décliné cette règle en 2 : pour les voltmètres (s51a) et les ampèremètres (s51b) afin d'être le plus précis dans la détection de cette compétence. La traduction en Prolog est présentée dans la figure 3.

```
modelisationSKE(s51a) :-   presenceComposant(ske,voltmetre,V),
                           valeurCourant(ske,V,ValCourant),
                           ValCourant>0.
modelisationSKE(s51b) :-   presenceComposant(ske,amperemetre,A),
                           valeurCourant(ske,A,ValCourant),
                           ValCourant>0.
modelisationSKE(e51a) :-   presenceComposant(ske, voltmetre,V),
                           valeurCourant(ske,V,ValCourant),
                           ValCourant<0.
modelisationSKE(e51b) :-   presenceComposant(ske,amperemetre,A),
                           valeurCourant(ske,A,ValCourant),
                           ValCourant<0.
```

FIGURE 3 – *Modélisation d'une compétence et d'une erreur associée.*

4.2.4 Modélisation des erreurs

L'analyse des 192 erreurs identifiées, nous ont amenés à établir une typologie des erreurs :

- Erreurs provenant d'une non-connaissance,
- Erreurs provenant d'une non-compétence,
- Erreurs provenant d'un raisonnement incorrect,

- Erreurs provenant d'une confusion de vocabulaire,
- Erreurs provenant d'une analogie,
- Erreurs de non-respect de la consigne ou de l'incompréhension de celle-ci,
- Erreurs due à des ambiguïtés de l'interface du système informatique.

Les deux premières catégories couvrent l'ensemble des erreurs relatives à une non-connaissance ou compétence d'un savoir enseigné, comme par exemple, le fait de ne pas connaître la loi d'unicité de l'intensité dans un circuit en série ou de ne pas savoir brancher correctement un appareil de mesure. Cette typologie est décrite dans (Michelet, 2010).

Par ailleurs, autant il est relativement aisé d'identifier les erreurs, autant leur implémentation ne l'est pas puisqu'on est amené à restreindre le champ d'action de certaines erreurs et donc restreindre leur détection. En effet, certaines erreurs sont dépendantes de la modalité de résolution du problème (c'est par exemple le cas de l'usure du courant que l'on va détecter dans les formulations et non les constructions de circuits de l'apprenant). Ainsi certaines règles seront appliquées selon le contexte. De même, il a fallu étendre certaines règles, comme ce fut le cas pour l'usure du courant à l'intensité et à la tension. Dans la littérature, on ne parle pas d'usure de l'intensité ou d'usure de la tension, les deux étant regroupés sous l'appellation "usure du courant". Afin d'être plus précis, nous avons préféré distinguer ces deux types d'erreurs.

Nous sommes conscients que notre modèle d'erreurs ne peut être exhaustif. Aussi, en cas d'incomplétude dans nos règles, il faudra ajouter les règles Prolog manquantes.

5 Evaluation et Validation du modèle S-K-E en situation réelle

5.1 Expérimentations

Nous avons mené des expérimentations en deux phases dont le but et le protocole déployé diffèrent. Une description complète des protocoles expérimentaux sont présentés dans (Michelet *et al.*, 2012) :

- Dans la phase 1, nous avons collecté des productions d'apprenants en train de résoudre des problèmes en électricité à l'aide d'Elec+. Cette phase fut menée auprès de deux classes : une 4ème et une 2nde comportant respectivement 25 et 35 élèves. Durant cette phase les élèves ont travaillé individuellement entre 90 et 120 minutes, et nous avons collecté 1129 problèmes résolus.

- Dans la phase 2, la finalité fut la collecte de diagnostics réalisés par des enseignants sur les productions d'apprenant recueillis lors de la phase 1. La collecte de ces diagnostics s'est faite lors d'entretiens individuels, enregistrés avec les enseignants. Le protocole fut le suivant : l'enseignant a visualisé les productions d'un apprenant sur un ordinateur, en verbalisant son diagnostic en termes de S, K et E, en donnant pour chaque élément diagnostiqué un degré de croyance associé indiquant le niveau de certitude de son diagnostic. Le chercheur a saisi ces données sur un autre ordinateur, en synchrone ou asynchrone. A l'issue de cette phase, nous disposons de 146 heures d'enregistrement.

5.2 Vecteur de détection

Soit A un apprenant, P un problème, C un élément détecté (connaissance, compétence ou erreur). On note $V_{A\text{-}P\text{-}C}$ ***le vecteur de détection*** de l'élément C relatif à la résolution du problème P par l'apprenant A. On désigne par E_1, E_2, E_3 les 3 experts humains et par E_4 l'expert informatique DiagElec. Ce vecteur prend la forme d'un quadruplet du type (a_1, a_2, a_3, a_4) où $\forall i \in [1..4]$:

- $a_i = 0 \Leftrightarrow$ l'expert E_i n'a pas détecté l'élément de connaissance
- $a_i = 1 \Leftrightarrow$ l'expert E_i a détecté l'élément de connaissance

Par exemple, le vecteur $V_{A1\text{-}P2\text{-}S27} = \{1,0,1,1\}$ signifie « Lors de la résolution du problème P2 par l'apprenant A1, l'élément de connaissance S27 a été détecté chez les experts E_1, E_3 et E_4 mais pas chez l'expert E_2». Ne sont pas contenus dans les vecteurs, ceux de la forme $a_i = 0$, $\forall i \in [1..4]$, Ainsi, un vecteur de détection comporte au moins une détection pour un expert, que celui-ci soit humain ou informatique. Il est à noter que pour un problème donné et un apprenant donné, il peut y avoir autant de vecteurs de détection que d'éléments de connaissance détectés. Nous disposons de 19901 vecteurs de détection dont 1595 représentent des détections faites uniquement par l'outil informatique DiagElec.

5.3 Résultats et Discussion

5.3.1 Cas de détection uniquement par DiagElec

Notre système de diagnostic a la particularité d'affecter à chaque élément détecté un degré de croyance (DC) représentant la notion d'incertitude de diagnostic, selon l'échelle suivante :

- 1 = soupçon de détection de l'élément X
- 2 = certitude moyenne de détection de l'élément X
- 3 = quasi-certitude de détection de l'élément X
- 4 = certitude de détection de l'élément X

Ces degrés ont aussi été donnés par les enseignants pour chaque élément qu'ils diagnostiquaient en visualisant l'activité d'un apprenant. Lors de la modélisation des règles, nous leur avons affecté un degré de croyance initial manuellement. La valeur de ce degré est mise à jour automatiquement lors de l'exécution des algorithmes. Le principe de cette affectation est différent selon la catégorie d'élément détecté (Michelet et al. 2012). Nous avons procédé à de nombreuses études statistiques sur le réajustement des valeurs initiales, études auxquelles le lecteur peut se référer (Michelet et al., 2010a), (Michelet et al., 2010b) .

Lorsque DiagElec est le seul à détecter un élément, il lui assigne un DC moyen de 2.689 avec un écart-type (σ) de 1.002. Parmi ces situations on observe le comportement suivant de DiagElec :

- DC = 1 observé dans 149 situations (soit 9.37%)
- DC = 2 observé dans 677 situations (soit 42.55%)
- DC = 3 observé dans 285 situations (soit 17.91%)
- DC = 4 observé dans 480 situations (soit 30.17%)

Ainsi, dans 51.92 % des cas, DiagElec affecte DC $\leq$ 2.

Recherche d'explications sur le comportement : Nous allons nous intéresser au cas où DiagElec est *plutôt* sûr de son diagnostic (DC$\geq$3). On peut distinguer deux cas de figures :

(a) *DiagElec a détecté l'élément à bon escient.* Par exemple, pour détecter des compétences qui correspondent au fait d'être capable de réaliser un circuit en série et un circuit en dérivation,, on génère un fait Prolog correspondant à la topologie du circuit construit par l'apprenant, que l'on compare avec la topologie attendue : s'il y a accord la règle relative à la compétence se déclenche, sinon c'est celle associée à l'erreur qui se déclenche. Ainsi, pour chaque circuit construit par un apprenant, on sait si ce dernier maîtrise ou non la compétence liée à la topologie. Or, dans pratiquement plus d'un cas sur 6, aucun expert humain ne diagnostique cette compétence ou son erreur associée. Est-ce un oubli ? Ou est-ce pour eux si implicite qu'ils ne l'ont pas formulé oralement ?

(b) *DiagElec a détecté un élément par erreur.* Les experts humains prennent en compte dans leur diagnostic d'autres données que les productions de l'apprenant comme par exemple l'interface du micromonde TPElec. En effet, certains élèves ont parfois eu du mal à sélectionner des composants. Par exemple, si l'on clique sur l'icône de sélection d'un appareil de mesure (figure 4), TPElec place par défaut un ampèremètre sur le circuit. Ainsi, avant de cliquer sur l'icône, il faut utiliser le menu contextuel et sélectionner l'appareil souhaité. Certains apprenants avaient du mal à utiliser ce menu : ils cliquaient directement sur l'icône, commençaient le circuit et se rendaient compte après coup du

mauvais choix d'appareils de mesure. Ils devaient donc supprimer les appareils posés et les remplacer par les appareils corrects.

FIGURE 4 –*Menu contextuel TPElec pour sélectionner certains composants*

Dans de telles situations, les experts humains ont pris plus de recul que DiagElec (en raisonnant sur l'ensemble des productions et en tenant compte du contexte). Par exemple, si dans le problème sur la tension dans un circuit en série, l'élève a construit un circuit comportant des ampèremètres et les a supprimés pour les remplacer par des voltmètres, les experts humains ont tous conclu que l'élève savait quel appareil de mesure utiliser pour mesurer une tension (pour eux, la sélection des ampèremètres était due à un défaut de l'interface de TPElec). DiagElec utilise par contre les faits générés automatiquement sur TPElec, ainsi dans de telles situations, la présence d'ampèremètres sur un circuit relatif à un problème portant sur la tension, va déclencher la règle de ne pas savoir quel est l'appareil de mesure nécessaire pour mesurer une tension. Néanmoins, en complément, DiagElec détectera grâce à la présence des voltmètres, que l'élève sait quel appareil de mesure est nécessaire pour mesurer une tension.

Au niveau de la cartographie S-K-E nous avons décidé de tracer ce type d'erreur, même si ensuite le modèle de Diagnostic peut raisonner sur l'historique et déduire qu'il n'y a pas d'erreur.

5.3.2 Etude du comportement de DiagElec en termes de détection

Etude générale. Nous considérons les 18306 vecteurs de détection pour lesquels au moins un enseignant a détecté un élément, sans tenir compte de la catégorie de l'élément détecté auquel le vecteur réfère. Nous étudions en parallèle le comportement des experts entre eux mais aussi celui de DiagElec. Nous résumons les résultats obtenus dans la Table 1.

Les résultats montrent que dans presque 95% des cas, lorsqu'un élément est détecté par au moins un expert humain, cet élément l'est également par DiagElec. De plus, il y a une corrélation positive entre le comportement des experts humains entre eux et DiagElec.

En effet, plus les experts sont d'accord en nombre sur la détection d'un élément, plus le taux de détection de DiagElec est élevé. Ainsi

lorsqu'il y a un désaccord entre les experts humains (par exemple, détection d'un élément par un seul expert sur les 3), on observe un comportement moins tranché de DiagElec qui détecte cet élément dans les mêmes proportions (environ 50%).

TABLE 1 – *Détection d'un élément – Tableau croisé Experts humains/DiagElec*

		Détecté par DiagElec		**Non détecté par DiagElec**	
	Effectif	**Effectif**	%	**Effectif**	%
Détection par les 3 experts humains	16811	16400	97.56 %	411	2.44 %
Détection uniquement par 2 des 3 experts humains	526	429	81.56 %	97	18.44 %
Détection uniquement par 1 des 3 experts humains	969	513	52.94 %	456	47.06 %
TOTAL	**18306**	**17342**	**94.73 %**	**964**	**5.27 %**

Etude selon la catégorie de l'élément détecté. Nous considérons ici les 18306 vecteurs de diagnostic en tenant compte de la catégorie de l'élément détecté auquel le vecteur réfère. Les tables 2, 3 et 4 présentent respectivement les résultats concernant les connaissances, compétences et erreurs.

Nous constatons que c'est dans le cas où l'élément détecté est une erreur que le taux de détection de DiagElec est le plus faible, même s'il est tout à fait correct (près de 93%). Nous observons que dans le cas des erreurs, les experts humains eux-mêmes montrent des taux de désaccord plus important. Pour chaque table, de 2 à 4, si nous nous concentrons sur la première ligne (à savoir qu'un élément fut détecté par les 3 experts humains), nous pouvons observer que dans environ 97 % cet élément le fut par DiagElec.

TABLE 2 – *Détection de connaissances*

		Détecté par DiagElec		**Non détecté par DiagElec**	
	Effectif	**Effectif**	%	**Effectif**	%
Détection par les 3 experts humains	6026	5844	96.98 %	182	3.02 %
Détection uniquement par 2 des 3 experts humains	116	95	81.90 %	21	18.10 %
Détection uniquement par 1 des 3 experts humains	178	110	61.80 %	68	38.20 %
TOTAL	**6320**	**6049**	**95.71 %**	**271**	**4.29 %**

TABLE 3 – *Détection de compétences*

		Détecté par DiagElec		DiagElec ne détecte pas	
	Effectif	**Effectif**	%	**Effectif**	%
Détection par les 3 experts humains	4588	4496	97.99 %	92	2.01 %
Détection uniquement par 2 des 3 experts humains	62	46	74.19 %	16	25.81 %
Détection uniquement par 1 des 3 experts humains	127	100	78.74 %	27	21.26 %
TOTAL	**4777**	**4642**	**97.17 %**	**135**	**2.83 %**

TABLE 4 – *Détection d'erreurs*

		Détecté par DiagElec		DiagElec ne détecte pas	
	Effectif	**Effectif**	%	**Effectif**	%
Détection par les 3 experts humains	6197	6060	97.79 %	137	2.21 %
Détection uniquement par 2 des 3 experts humains	348	288	82.76 %	60	17.24 %
Détection uniquement par 1 des 3 experts humains	664	303	45.63 %	361	54.37 %
TOTAL	**7209**	**6651**	**92.26 %**	**558**	**7.74 %**

6 Discussions et Perspectives

Nous proposons un cadre de modélisation pour le diagnostic des Connaissances, Compétences et Erreurs dans l'apprentissage de l'électricité en courant continu, au niveau collège-lycée. La distinction S, K, E sur laquelle est basée notre cadre prend appui sur : 1) la distinction des éléments de connaissance selon leur domaine de validité du point de vue de l'électricité, 2) la distinction, parmi les éléments de connaissances à caractère valide, ceux en lien avec la théorie et ceux en lien avec la pratique.

Les résultats montrent que dans presque 95% des cas, lorsqu'un élément est détecté par au moins un expert humain, cet élément l'est aussi par DiagElec. Ainsi le taux de détection de DiagElec s'avère tout à fait satisfaisant. Néanmoins, nous pourrions améliorer ce résultat en faisant raisonner DiagElec à un niveau plus élevé.

En effet, pour notre travail de modélisation, nous avons travaillé à un niveau très fin en décomposant le plus possible chaque élément de connaissance. Nous obtenons ainsi un étiquetage de chaque production de l'apprenant selon les S, K et E. Ce travail doit être vu comme le support à

un travail de recherche à poursuivre, s'appuyant sur les éléments détectés pour aboutir aux savoirs et savoir-faire de l'apprenant.

Ainsi, par exemple, nous avons développé un premier modèle qui nous permet d'identifier des contradictions intra-apprenant à partir de cette première cartographie (Michelet et al. 2012).

Le raisonnement sur cette première cartographie peut permettre également d'autres analyses. Il peut, par exemple, permettre de réviser les éléments de connaissances identifiés par rapport au problème, ou l'histoire de sa résolution. Ce raisonnement par rapport au contexte de résolution permettra d'éviter des diagnostics non pertinents.

Notre modélisation permet au système informatique de « recueillir rapidement des données suffisamment pertinentes, riches et fiables pour détecter automatiquement les conceptions mobilisées par les élèves lorsqu'ils répondent à une question donnée » (Coppens *et al.*, 2009). Ainsi, en structurant les éléments détectées chez un apprenant et en effectuant des opérations, telles que des agrégations, nous pourrions élever le niveau du diagnostic et détecter les conceptions des apprenants (Masclet *et al.*, 2009). Pour cela, nous devons nous rapprocher de didacticiens de la Physique.

Par ailleurs, et tel que présenté précédemment (§5.5.1) le degré de croyance a été introduit dans les règles de façon manuelle. Même si ces valeurs ont été validées par différents études statistiques, la généralisation de cette démarche semble trop fastidieuse. Une perspective est donc de transposer notre modèle en utilisant des réseaux bayésiens, ce qui permettrait de gérer automatiquement la notion d'incertitude. Comme le suggère Hibou : « les réseaux bayésiens semblent être un formalisme apte à assurer la prise en compte de l'incertain en modélisation de l'apprenant » (Hibou, 2006).

En effet, les réseaux bayésiens (Pearl, 1988) sont des graphes orientés dont les nœuds représentent des variables aléatoires et dont l'ossature définit les dépendances conditionnelles entre ces variables. De nombreux environnements dans le domaine des EIAH reposent sur l'utilisation de réseaux bayésiens afin de formaliser le domaine de connaissances, comme par exemple Andes[3] (Conati *et al.*, 2002), Capit[4] (Mayo & Mitrovic, 2001) ou Téléos[5] (Chieu *et al.*, 2011).

---

[3] L'environnement Andes est un tuteur intelligent proposant à l'apprenant de résoudre des problèmes dans le domaine de la mécanique newtonienne.

[4] CAPIT (*Capitalisation And Punctuation Intelligent Tutor*) est un système à base de contraintes dont l'objectif est l'apprentissage des règles de base de ponctuation et capitalisation de la langue anglaise, à destination d'élèves âgés entre 8 et 10 ans.

[5] L'environnement Téléos (Technology Enhanced Learning Environment for Orthopaedic Surgery) est un environnement pour l'apprentissage de la chirurgie orthopédique.

Références

ASTOLFI JP. (1997). L'erreur, un outil pour enseigner. Collection Pratiques et enjeux pédagogiques, Paris, ESF Editeurs.

BALACHEFF, N. (1994). Didactique et Intelligence Artificielle, chapitre Didactique et Intelligence Artificielle. La pensée sauvage, Grenoble. N. Balacheff et M. Vivet (Eds.).

BRUILLARD E.,VIVET M. (1994). Concevoir des EIAO pour des situations scolaires - Approche méthodologique. Revue RDM, 14(1-2) :275–304.

CHEVALLARD, Y. (1985). La transposition didactique : du savoir savant au savoir enseigné. La pensée sauvage, Grenoble (Eds.).

CHIEU, V., LUENGO, V., VADCARD, L., TONETTI, J. (2011). Student modeling in complex domains: Exploiting symbiosis between temporal bayesian networks and fine-grained didactical analysis. IJAIED-International Journal in Artificial Intelligence in EDucation.

CONATI, C., GERTNER, A., VANLEHN, K. (2002). Using bayesian networks to manage uncertainty in student modeling. Modeling and User-Adapted Interaction, 12:371–417.

COPPENS N., REBMANN G., MUNIER, V. (2009) Suivre l'évolution des conceptions des élèves en mécanique: développement et évaluation d'exercices informatisés. Didaskalia, 35.

COUSINIE, S., DENIS, G., GENDREAU, M., GOVAERTS, S., VIGNOLES, M. (2004). Physique-Chimie, Quatrième. Paris.Collection Hélène Carré.

GIVRY, D. (2003). Le concept de masse en Physique : Quelques pistes à propos des conceptions et des obstacles. Didaskalia, (22):41–67.

HIBOU, M. (2006). Réseaux bayésiens pour la modélisation de l'apprenant en EIAH : modèles multiples versus modèle unique. RJC-EIAH'2006, p. 40–47. Evry, France.

MASCLET E., TRESTINI M., COPPENS N. (2009). Conception d'un EIAH pour identifier et exploiter automatiquement les conceptions des élèves - Cas de l'enseignement des sciences expérimentales à l'école. EIAH'2009, 4 pg.

MAYO, M., MITROVIC, A. (2001). Optimising ITS behaviour with bayesian networks and decision theory. IJAIED, International Journal of Artificial Intelligence in Education, (12):124–153.

MICHELET S. (2010). Modélisation et conception d'un diagnostic informatique prenant en compte plusieurs modalités de résolution de problèmes dans un EIAH en électricité. Thèse de doctorat, Université de Grenoble.

MICHELET S., LUENGO V., ADAM JM, MANDRAN N**.** (2010a). Experimentation and results for calibrating automatic diagnosis belief linked to problem solving modalities: a case study in electricity. ECTEL'2010, 5th European Conference on Technology Enhanced Learning, 6 pages, Barcelone.

MICHELET S., LUENGO V., ADAM JM, MANDRAN N**.** (2010b). How to take into account different problem solving modalities for doing a diagnosis? Experiment and results. In proceedings of ITS'2010, International Conference on Intelligent Tutorig System, Aleven V. Kay J., Mostow J. (Eds), Part II, p. 380-383, Springer-Heidelberg, USA.

MICHELET S., LUENGO V., ADAM JM, MANDRAN N**.** (2012). Interprétation automatique de traces d'activités issues de différents contextes pour une

modélisation du diagnostic -Étude de cas : le modèle DiagElec. Ingénierie des systèmes d'information (ISI) vol. 17, n° 2, p. 41-72, Editions Lavoisier.

PEARL, J. (1988). Probabilistic Reasoning in Intelligent System: Networks of plausible inference. Morgan Kaufmann (Eds.), San Francisco.

Py, D. (1998). Quelques méthodes d'Intelligence Artificielle pour la modélisation de l'élève. Sciences et Techniques Educatives, 5(2):123–140.

HIBOU M., PY D., Représentation des connaissances de l'apprenant. Dans Environnements Informatiques pour l'apprentissage Humain, M. Grandbastien et J.M. Labat (dir.), chapitre 4, Hermès-Lavoisier, p. 97-116.

REY, B., CAFFIEAUX, C., DEFRANCE, A., MARCOUX, G. (2005). L'articulation entre savoirs et compétences dans l'enseignement secondaire – Synthèse de la recherche en pédagogie. Bulletin d'informations pédagogiques, 57:3–14.

RUFFENACH, M., COURTILLOT, D. (2009). Enseigner les Sciences Physiques: L'enseignement par compétences. Bordas (Eds.), Paris.

TARDIF, J. (1992). Pour un enseignement stratégique - L'apport de la psychologie cognitive. Collection : théories et pratiques enseignement. Les éditions logiques (Eds.), Montréal.

VERGNAUD, G. (2006). Les compétences, Bravo ! Mais encore ? Réflexions critiques pour avancer. http://www.pedagopsy.eu/competences vergnaud.htm.