



**HAL**  
open science

## **ObjectivAIze : mesurer la performance et les biais d'automation dans la décision métier augmentée**

Thomas Baudel, Manon Verbockhaven, Victoire Cousergue, Guillaume Roy,  
Rida Laarach

► **To cite this version:**

Thomas Baudel, Manon Verbockhaven, Victoire Cousergue, Guillaume Roy, Rida Laarach. ObjectivAIze : mesurer la performance et les biais d'automation dans la décision métier augmentée. Résumés Étendus des actes de la 32e conférence francophone sur l'Interaction Humain-Machine (IHM'20.21), Apr 2021, Virtual Event, France. pp.1:1-9. hal-03544822

**HAL Id: hal-03544822**

**<https://hal.science/hal-03544822>**

Submitted on 28 Jan 2022

**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.

---

# ObjectivAlze : mesurer la performance et les biais d'automatisation dans la décision métier augmentée

**Thomas Baudel**

IBM France Lab,  
Orsay, France

**Manon Verbockhaven**

IBM France Lab & ENSAE,  
France

**Victoire Cousergue**

IBM France Lab,  
Université Paris-Dauphine,  
Mines Paris Tech,  
France

**Guillaume Roy**

IBM France Lab & ENSAI,  
France

**Rida Laarach**

IBM France Lab, Telecom,  
France

©2021 Copyright held by the owner/author(s). This is the author's version of the work. It is posted here for your personal use. Not for redistribution. The definitive Version of Record was published in Extended Abstracts of Proceedings of 32e conference Francophone sur l'Interaction Humain-Machine (IHM'20.21), April 13-16, 2021, Virtual Event, France.

**Abstract**

Business process management organizes flows of information and decisions in large organizations. These systems now integrate algorithmic decision aids: each time a stakeholder needs to make a decision, such as a purchase, a quote, or hiring someone, the software can leverage the inputs and outcomes of similar past decisions to provide guidance, as a recommendation with a degree of confidence. If the confidence is high, the process may be automated. Otherwise, it may still help provide consistency in the decisions. Yet, we may question how these aids affect task performance. Can we measure an improvement? Can hidden biases influence decision makers negatively? What is the impact of various presentation options? To address those issues, we propose metrics of performance, automation bias and resistance. We validated those measures with an online study. Our aim is to provide appropriate instrumentation in those systems to secure their benefits.

**CCS Concepts**

**Cross-computing tools and techniques: Empirical studies, Information Systems: Decision support systems, Business Process Management, Human-centered computing, Human computer interaction (HCI), Visualization, Machine Learning, Automation.**

**Keywords**

Business decision systems, Decision theory, Cognitive biases.

## Résumé

Le BPM organise les flux d'information et de décisions des grandes entreprises. Ces systèmes permettent d'intégrer de l'aide algorithmique à la décision : chaque fois qu'une décision doit être prise, par exemple un achat, un recrutement, une proposition d'offre, une fonction logicielle permet d'émettre une recommandation sur la base des décisions précédentes prises dans le même contexte. Nous nous posons toutefois la question de l'efficacité et l'utilité de cette aide. Peut-on mesurer des améliorations ? Quels biais peuvent intervenir ? Quel est l'effet des modes de présentation ? Pour répondre à ces questions, nous proposons des métriques de performance, biais d'automation et résistance. Nous avons validé l'utilisation de ces mesures dans une étude en ligne. Notre objectif est de fournir une instrumentation appropriée de ces systèmes de recommandation pour assurer la supervision de ce type de système lorsqu'ils sont déployés dans l'entreprise de façon générique.

## Mots-clés

Aide à la décision métier, Théorie de la décision, biais cognitifs.

## Introduction

Les processus métiers (BPM) [15] aident à organiser les flux d'information et de décision dans les entreprises. Avec le projet AIDA [18], nous avons présenté nos travaux visant à aider la prise de décision métier, en exploitant les décisions passées similaires à l'aide d'apprentissage supervisé, et fournissant une recommandation à l'utilisateur lorsqu'un choix doit être fait. Beaucoup d'initiatives existent pour des applications proches de l'apprentissage automatique [15]. Néanmoins, notre objectif est de fournir une approche générique, auto-adaptative en quelque sorte, pouvant s'insérer dans tout type de processus métier et de décision,

pourvu qu'elle porte sur des choix *fermés*, et pour lesquels la performance de la décision est *mesurable*, au moins à posteriori. Comme nous le signalions, ce type de fonctionnalité, bien que représentant a priori une aide, au moins en ce qui concerne la maintenance d'une certaine cohérence dans les décisions prises, présente également des risques importants, surtout lorsque l'enjeu des décisions prises est important. Les risques liés aux biais algorithmiques sont déjà bien étudiés, mais dans notre contexte, il faut également s'intéresser aux risques de biais cognitifs, et à l'impact de l'apport des aides algorithmiques pour la prise de décision.

Pour réaliser ce type de fonctionnalité, quatre questions de recherche principales se présentent :

- Taxonomie des types d'aides algorithmique pouvant être mis en œuvre de façon générique : techniques de plus proches voisins, arbres de décisions... ou encore approches plus complexes, comme les réseaux neuronaux, qui rendent la production d'explications satisfaisantes plus hasardeuse.
- Mesure de la performance : peut on mesurer un gain dans l'emploi de décision conjointe humain-algorithme ?
- Mesure et compensation des biais. Quand bien même on obtiendrait une performance supérieure, des biais d'automation peuvent être introduits, où le sujet humain décideur est influencé par un biais algorithmique. Peut-on mesurer, voire compenser ces biais ?

- Répartition des responsabilités entre le concepteur du système d'aide et le sujet humain : si l'aide algorithmique est susceptible d'avoir une influence sur les décisions prises, alors le concepteur du système se doit d'assumer une part de la responsabilité, de la même façon qu'un constructeur d'avion endosse une partie du risque d'utilisation d'une assistance au pilotage.

Pour cela, et dans une première étape, nous proposons un modèle d'évaluation de la performance d'une aide algorithmique dans un processus de décision collaboratif humain-algorithme, et nous évaluons ce modèle dans une expérience en ligne, afin de montrer qu'il était capable de mesurer performance, biais et résistance sur des tâches de décision représentatives de celles de processus métier. Dans cet article, nous présentons tout d'abord le type de tâche et le modèle que nous étudions. Nous présentons ensuite notre protocole expérimental et les résultats obtenus, notamment la possibilité d'obtenir une performance supérieure avec une aide algorithmique par rapport à un décideur humain ou algorithmique pris séparément (76% de succès vs 72% et 75% respectivement), mais également d'identifier qu'une interface où la présentation de la recommandation est optionnelle entraîne une diminution des biais d'automatisation par rapport à une présentation systématique de la recommandation. Ces résultats, conformes à la littérature, nous amènent à proposer une généralisation et une expérimentation sur des tâches métier réelles de filtrage d'alerte, que nous présenterons en conclusion.

### Objectifs de l'étude

Nous nous intéressons à modéliser la performance de tâches de décision ayant les caractéristiques suivantes :

- Une information au schéma fixe est disponible sur un cas, et cette information est supposée fiable.
- Un choix doit être pris parmi un ensemble limité de possibilités prédéfinies (décision fermée)
- Le choix est partiellement contraint par des critères explicites (réglementations, ressources limitées...)
- D'autres informations, exactes ou probabilistes, explicites ou non, sont connues du sujet humain (expérience, usages, priorités du métier...). Ces informations permettent au décideur humain de se constituer un *modèle de prise de décision interne* (i.e., ce modèle n'est pas explicite).
- D'autres informations, par exemple un large historique de décisions passées similaires est disponible au système, mais seulement partiellement accessible au décideur humain.
- Il est possible de définir, au moins à posteriori, une fonction de gain associée aux choix possibles pour une situation donnée. Cette fonction de gain n'est éventuellement explicite que de façon probabiliste. Cette fonction de gain peut être utilisée pour définir un *modèle de prise de décision algorithmique*. Cette fonction peut également être utilisée pour comparer modèle interne et modèle algorithmique dans des situations variées, ainsi que des conditions de prises de décision variées.

Beaucoup de décisions métier remplissent ces critères, allant des plus simples, comme une décision d'achat ou de prospection de clients, à des décisions plus lourdes de conséquences, comme des décisions de recrutement,

d'approbation de crédits. Beaucoup d'autres tâches de décision n'y répondent pas, comme le diagnostic médical ou les décisions d'investissement. Notre but est de définir un modèle s'appliquant au contexte de décision restreint que nous avons établi, mais permettant de définir et d'évaluer différentes métriques, de façon plus ou moins automatisée dans le contexte du BPM. Pour cela, nous avons défini un modèle de performance de la décision, et l'avons évalué sur une tâche simple, afin de montrer son pouvoir discriminant. Mais, avant de décrire notre modèle et l'étude qui le supporte, il importe de rappeler les travaux sur lesquels nous nous reposons.

### **Etat de l'art**

Il existe un vaste état de l'art sur ce sujet. Tout d'abord la théorie de la décision, en psychologie, étudie les mécanismes de la prise de décision humaine. Sans passer en revue exhaustivement ce domaine, notons tout d'abord la définition de ce qu'est une « bonne » décision. Pour la théorie de la décision rationnelle, c'est la décision qui maximise l'espérance d'une utilité [13, p.237]. Dans le contexte de décisions métier, ce contexte réducteur est néanmoins souvent suffisant, tout en restant conscient qu'une approche plus globale devrait prendre en compte l'aversion au risque ou un point de vue naturaliste [11, 14], Le système que nous étudions s'apparente aux systèmes judge-advisor [3], largement étudiés, mais plus souvent dans des contextes humain-humain [15]. Une des leçons les plus importantes à retenir de [4] est la différence de position du décideur humain par rapport à la décision algorithmique. Alors que la décision algorithmique procède nécessairement d'une *situation de risque*, c'est-à-dire que la procédure de décision est considérée immuable et le choix seulement conditionné par les entrées du système, l'humain décide en *situation d'incertitude*, c'est-à-dire qu'il est susceptible de douter et remettre en cause non seulement les entrées du

système, mais également la procédure de décision et son but.

Les systèmes de support à la décision existent depuis plusieurs décennies. Tout d'abord dans le domaine du contrôle de processus, beaucoup de travaux démontrent l'existence de biais d'automatisation, où les sujets tendent à suivre l'algorithme inconsidérément. Ces biais sont souvent attribués à des déficits d'attention [10, 18, 2], particulièrement lorsque la performance de l'algorithme surclasse celle de l'humain [12,21,1]. Inversement, lorsque la performance de l'algorithme est faible, leur utilité devient nulle [17]. Dans les systèmes de recommandation, on observe un biais inverse, dit effet d'aversion : l'utilisateur rejette les propositions d'un algorithme, à tort [4]. L'analyse visuelle de données est également une classe d'aides algorithmiques pour laquelle l'analyse des biais est étudiée [7, 8, 9].

Enfin, dans plusieurs domaines sensibles, l'impact de ces systèmes est plus profondément étudié, en situation. En particulier dans le domaine médical, on peut constater des difficultés d'acceptation, en dépit de bonnes performances [5]. Ceci peut être attribué à un bouleversement des méthodes de travail [6] : même si l'algorithme est performant, son introduction replace l'utilisateur en situation d'incertitude, augmentant le stress. Ceci nous amène à l'enjeu éthique de notre travail : l'introduction d'aides algorithmiques à la décision déplace en partie la responsabilité des décisions prises, des utilisateurs du système vers ses concepteurs. Pour adresser ce déplacement, la définition de guides d'usages, de réglementations ou normes, ou la conception participative s'avèrent insuffisantes : il nous faut disposer de modèles de performance et de métriques objectivables. Notre travail est un premier pas dans cette direction.

### Un modèle de performance de la décision

La performance d'une tâche de décision binaire correspondant à notre champ d'études peut se modéliser par une équation du type :

$$P = (1-E_n) G_n + (1-E_p) G_p - E_p C_p - E_n C_n - C_t$$

Où  $C_i$ ,  $G_i$  est une matrice coût/gain d'une mauvaise/bonne décision,  $E_i$  est le taux d'erreur (faux positifs, faux négatifs) et  $C_t$  le coût du traitement.

La matrice de coûts/gains est propre à chaque situation, et peut être pondérées par les proportions d'occurrences de chaque situation, ainsi que d'autres priorités, comme le souhait de préserver une homogénéité dans les décisions. Ce type d'équation est d'usage courant dans les analyses financières, actuarielles ou la planification, Dans notre contexte, c'est principalement à la minimisation des erreurs  $E_i$  que nous nous intéressons, supposant  $C_t$  faible dans le cas d'une décision algorithmique, et constant mais plus élevé dans le cas d'une intervention humaine.

Nous définissons ensuite une mesure de la collaboration humain algorithme, avec la mesure suivante :

$$M1 = \frac{\text{succès dans la condition expérimentale}}{\text{max (succès humain seul, succès algorithme seul)}}$$

Ce ratio dépend de plusieurs facteurs :

- Si un classificateur surpasse clairement les humains, il y a peu de chances que  $M1 > 1$ , l'automatisation de la décision complète est très probablement la meilleure solution.

- Inversement, un classificateur sera probablement inutile lorsque sa précision est  $< 70\%$  [17].
- Si le classificateur et les humains ont tendance à faire le même type d'erreurs, généralement parce qu'ils tirent parti de la même information, alors il n'y a aucune raison pour que  $M1$  soit au-dessus de 1.
- Enfin, lorsque le modèle de décision interne (de l'utilisateur) et le modèle de décision calculable (algorithme) tirent parti de différentes sources d'information, ou hiérarchisent différemment les composants de l'utilité attendue, nous pouvons trouver une mesure supérieure à 1, démontrant un effet de collaboration.

Enfin, nous proposons une mesure des biais d'automatisme, défini comme la *probabilité qu'un sujet prenne la mauvaise décision lorsque l'algorithme propose une mauvaise recommandation, sachant qu'il aurait pris la bonne décision s'il n'avait pas eu cette recommandation*. Une mesure duale du biais d'automatisme est la notion de résistance, définie comme la probabilité qu'un sujet surmonte une mauvaise recommandation, sachant qu'il aurait pris une bonne décision avec une recommandation correcte.

Utilisant des modèles économétriques, ces mesures s'évaluent avec des procédés de test A/B correctement qualifiés. Il est à noter que bien d'autres biais cognitifs peuvent être intégrés à notre modèle, comme des effets de fatigue, d'ordre, de répétitions... Nos mesures sont celles qu'il nous semble important d'intégrer pour l'instant.

### Evaluation

Afin d'établir un protocole et de valider son applicabilité, nous l'avons appliqué à une tâche simple de « jeu sérieux »,

représentative du type de tâche que nous souhaitons modéliser, mais accessible à un large public. Nous présentons tout d'abord aux sujets une information sur la distribution des passagers du Titanic ayant survécu, qui présente des régularités permettant à tout-un-chacun de se constituer un modèle interne de décision simple : les femmes, surtout en 1ere et 2eme classe ont tendance à avoir survécu, tandis que les hommes, surtout en 2eme et 3eme classe sont le plus souvent décédés. Il existe d'autres régularités discernables que nous avons laissées les sujets découvrir pour affiner leur modèle interne, sans que nous n'intervenions dans son explicitation. L'expérimentation est en ligne ici : <https://extremblue-cavern.eu-gb.mybluemix.net/start>

Puis, on présente au sujet l'information d'un passager et on lui demande, pour maximiser son score, de déterminer si ce passager, à son avis, a survécu ou non. La tâche de décision est répétée 20 fois pour chaque sujet. Plusieurs conditions sont testées, en inter-groupes (un sujet a toujours la même présentation):

- Condition de contrôle : les sujets n'ont pas d'aide algorithmique
- Condition de base : une recommandation algorithmique est fournie, indiquant que le recommandeur a un taux de succès de 75%. Conformément à l'indication, la recommandation est

20 passengers were randomly selected.  
You have to choose whether or not they survived.

Passenger data:

Passenger n°:	351
Class aboard:	2
Sex:	male
Age:	17-32
Number of siblings or spouses aboard:	0
Number of parents or children aboard:	0
Fare:	07.9-14.5
Embarkment area:	Southampton
Title:	Mr

The algorithm recommends:

Died

Make your decision here:

Survived

Died

4 / 20

Figure 1. écran dans la condition de base

fausse dans 5 cas sur 20.

- « présentation optionnelle » : le sujet peut accéder à la recommandation, en cliquant sur un bouton qui la révèle.
- « présentation forcée » : le sujet doit cliquer sur la recommandation fournie avant de faire son choix
- « 80% » : la recommandation algorithmique n'est fausse que dans 4 cas sur 20.

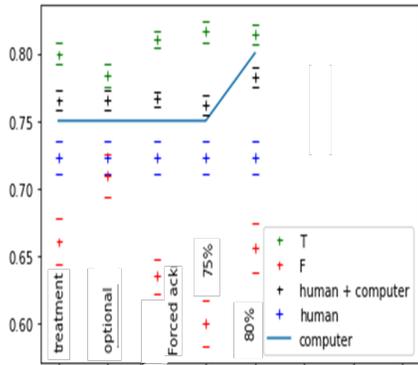
Les individus du Titanic présentés sont choisis de façon à ce que modèle de décision calculable comme modèle de décision interne ne se trompent à priori pas (i.e. un expert ou un excellent algorithme ne se trompent pas sur ce passager).

Nous avons recruté 550 sujets sur les forums de l'entreprise et en ligne pour réaliser cette étude, au cours des mois de Juillet et Aout 2020, qui ont donc produit 11000 observations de prise de décision.

### Résultats

L'expérience nous a tout d'abord permis d'identifier un effet de collaboration : les sujets en condition de contrôle obtiennent un taux de succès de 72.3%, tandis qu'avec une aide à la décision, ils obtiennent 76%, avec des intervalles de confiance qui ne se chevauchent pas, ce qui nous donne

une mesure de collaboration de  $M_1 = 1.014$ .



**Figure 2.** comparaison des taux de réussite avec diverses présentations de stimuli (marques noires), taux de réussite avec mauvaise recommandation (marques rouges), taux de réussite avec de bonnes recommandations (vert). Les marques bleues indiquent le succès sans aide à la décision, et la ligne représente le « taux de réussite » de l'algorithme seul

	coefficient	95% confidence interval
Control condition (human alone)	0.7230	[0.6948, 0.7512]
With decision aid	0.7604	[0.7530, 0.7682]
“Algorithm alone”	0.75	--

**Table 1.** mesure de la collaboration

En revanche, la collaboration devient improductive quand le taux de succès de l'algorithme est porté à 80% : le taux de succès de la combinaison humain-algorithme monte certes à 78% ( $p$ -value  $< 10^{-4}$ ), mais cela reste inférieur aux 80% de l'algorithme :  $M_1 = 0.977$ .

Ce résultat, conforme à la littérature, suggère l'existence d'une fenêtre de performance dans laquelle la collaboration humain-ordinateur est bénéfique.

La comparaison des interfaces proposées nous montre que l'effet de collaboration est à peu près identique pour toutes les interfaces, avec une variante notable : le biais d'automatisme est très fortement diminué dans la condition « présentation optionnelle », et renforcé dans la condition où le taux de confiance de l'algorithme est rappelé à chaque fois. Ce résultat suggère l'utilisation de la présentation optionnelle pour minimiser les biais d'automatisme, et de « présentation forcée » lorsque l'on souhaite maximiser la performance brute. Il semble également que la présentation du taux de succès ne favorise pas l'exercice de l'esprit critique du sujet, au contraire.

### Conclusion

Nos résultats sont alignés sur l'ensemble de la littérature en théorie de la décision. Ils ne doivent pas être interprétés dans un contexte trop général : notre tâche n'est pas une tâche de décision experte. Si les effets mis en évidence semblent faibles, c'est surtout parce que la fenêtre dans

laquelle la collaboration humain-algorithme est susceptible d'être effective est assez étroite : [70%-80%] environ.

Nous avons présenté un modèle de mesure de la performance, de la collaboration humain-algorithme et de biais d'automatisation dans des tâches de prise de décision métier. Ce modèle a été mis en œuvre dans une tâche représentative des tâches de filtrage d'alertes dans les secteurs financiers qui ont inspiré nos travaux. Il nous a permis de mesurer objectivement les effets de la présentation et de la performance de l'algorithme dans notre cas.

Notre objectif à moyen terme est d'appliquer ce modèle à une tâche identifiée dans le secteur bancaire ressemblant beaucoup à notre tâche d'expérimentation. A plus long terme, nous souhaitons intégrer ce modèle dans des systèmes intégrés de BPM, pour déterminer, plus ou moins automatiquement, le type d'aide algorithmique pouvant être associé aux tâches de décision.

Sur un plan plus philosophique, l'utilisation de mesures de la performance et de la collaboration humain-algorithme nous semble une voie importante à suivre pour donner des moyens objectifs de déterminer la juste place de l'humain et de l'algorithme dans les prises de décision.

### Remerciements

Nous remercions Grégoire Colombet pour avoir fourni le cas client qui a inspiré cette étude.

### References

- [1] Alberdi E., Strigini L., Povyakalo A.A., Ayton P. (2009) Why Are People's Decisions Sometimes Worse with Computer Support?. In: Buth B., Rabe G., Seyfarth T. (eds) Computer Safety, Reliability, and Security. SAFECOMP 2009. Lecture Notes in Computer Science, vol 5775. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: 10.1007/978-3-642-04468-7\_3
- [2] J. Elin Bahner, Anke-Dorothea Hüper, Dietrich Manzey, Misuse of automated decision aids: Complacency, automation bias and the impact of training experience, *International Journal of Human-Computer Studies*, Volume 66, Issue 9, 2008, Pages 688-699, ISSN 1071-5819, DOI: 10.1016/j.ijhcs.2008.06.001.
- [3] Bellamy, R.K., Dey, K., Hind, M., Hoffman, S.C., Houde, S., Kannan, K., Lohia, P., Martino, J., Mehta, S., Mojsilovic, A. and Nagar, S., 2018. AI Fairness 360: An extensible toolkit for detecting, understanding, and mitigating unwanted algorithmic bias. arXiv preprint arXiv:1810.01943.
- [4] Burton, JW, Stein, M-K, Jensen, TB. A systematic review of algorithm aversion in augmented decision making. *J Behav Dec Making*. 2020; 33: 220– 239. DOI: 10.1002/bdm.2155
- [5] Cabitza F. (2019) Biases Affecting Human Decision Making in AI-Supported Second Opinion Settings. In: Torra V., Narukawa Y., Pasi G., Viviani M. (eds) *Modeling Decisions for Artificial Intelligence. MDAI 2019. Lecture Notes in Computer Science*, vol 11676. Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-030-26773-5\_25
- [6] Char DS, Shah NH, Magnus D. Implementing Machine Learning in Health Care - Addressing Ethical Challenges. *N Engl J Med*. 2018;378(11):981-983. DOI: 10.1056/NEJMp1714229
- [7] Evanthia Dimara, Gilles Bailly, Anastasia Bezerianos, Steven Franconeri. Mitigating the Attraction Effect with Visualizations. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2019, TVCG 2019 (InfoVis 2018), 25 (1), pp.850 - 860. DOI: 10.1109/TVCG.2018.2865233. (hal-01845004v2)
- [8] E. Dimara, S. Franconeri, C. Plaisant, A. Bezerianos and P. Dragicevic, "A Task-Based Taxonomy of Cognitive Biases for Information Visualization," in *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, vol. 26, no. 2, pp. 1413-1432, 1 Feb. 2020, DOI:

- 10.1109/TVCG.2018.2872577.
- [9] E. Dimara, A. Bezerianos, and P. Dragicevic, "Conceptual and methodological issues in evaluating multidimensional visualizations for decision support," IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2018
- [10] Endsley, M. R. (2017) 'From Here to Autonomy: Lessons Learned From Human–Automation Research', Human Factors, 59(1), pp. 5–27. DOI: 10.1177/0018720816681350.
- [11] Gerd Gigerenzer, Wolfgang Gaissmaier, Decision Making: Nonrational Theories, Editor(s): James D. Wright, International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences (Second Edition), Elsevier, 2015, Pages 911-916, ISBN 9780080970875, DOI: 10.1016/B978-0-08-097086-8.26017-0.
- [12] Gombolay, M.C., Gutierrez, R.A., Clarke, S.G. et al. Decision-making authority, team efficiency and human worker satisfaction in mixed human–robot teams. Auton Robot 39, 293–312 (2015). DOI: 10.1007/s10514-015-9457-9
- [13] Hastie, Reid and Dawes, Robyn, Rational Choice in an Uncertain World, The psychology of judgment and decision making, 2nd Edition, Sage Publications, 11/2009
- [14] Kahneman, D. Klein, G. Conditions for Intuitive Expertise, A Failure to disagree. American Psychologist. 2009, Vol. 64, No. 6, 515–526 DOI: 10.1037/a0016755
- [15] Jennifer M. Logg, Julia A. Minson, Don A. Moore, Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment, Organizational Behavior and Human Decision Processes, Volume 151, 2019, Pages 90-103, ISSN 0749-5978, DOI: 10.1016/j.obhdp.2018.12.005.
- [16] Maggi, F.M.; Di Francescomarino, F.; Dumas, M.; Ghidini, C. (2014). Predictive monitoring of business processes. Proceedings of the International Conference on Advanced Information Systems Engineering (CAiSE). Lecture Notes in Computer Science. 8484. pp. 457–472. arXiv:1312.4874. DOI:10.1007/978-3-319-07881-6\_31. ISBN 978-3-319-07880-9.
- [17] Linda Onnasch, Crossing the boundaries of automation—Function allocation and reliability,, International Journal of Human-Computer