

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL

CAUSALITÉ ET MODÈLE DES DEUX STRATÉGIES DE RAISONNEMENT : ÉTUDE DES
DIFFÉRENCES INDIVIDUELLES DANS L'INDUCTION CAUSALE À PARTIR
D'INFORMATIONS DE COVARIATION

THÈSE

PRÉSENTÉE

COMME EXIGENCE PARTIELLE

DOCTORAT EN PSYCHOLOGIE

PAR

GAËTAN BÉGHIN

JUILLET 2022

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À MONTRÉAL
Service des bibliothèques

Avertissement

La diffusion de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire *Autorisation de reproduire et de diffuser un travail de recherche de cycles supérieurs* (SDU-522 – Rév.04-2020). Cette autorisation stipule que «conformément à l'article 11 du Règlement no 8 des études de cycles supérieurs, [l'auteur] concède à l'Université du Québec à Montréal une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de [son] travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, [l'auteur] autorise l'Université du Québec à Montréal à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de [son] travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de [la] part [de l'auteur] à [ses] droits moraux ni à [ses] droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, [l'auteur] conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont [il] possède un exemplaire.»

REMERCIEMENTS

Je souhaite remercier Pr. Henry Markovits qui m'a apporté son soutien dès notre première rencontre. Je suis extrêmement reconnaissant de la liberté et de la confiance que vous m'avez accordées pendant ces années.

Je remercie les membres du LRP qui m'ont intégré parmi eux, et qui m'ont aidé à prendre mes repères dans une Université inconnue et si loin de ce que je connaissais. J'ai une pensée particulière pour Émilie sans qui cette thèse n'existerait pas si elle n'avait pas pris le temps de me rencontrer, et pour Cloé, collègue, mais surtout amie !

Je souhaite aussi remercier mes parents et mes sœurs qui m'ont toujours soutenu inconditionnellement. Vous avez accepté que je parte loin, pour longtemps, c'est un renoncement que je n'oublierai pas.

Clotilde et Martial, le destin m'a forcé dans votre vie, mais vous m'avez aidé et soutenu comme si j'étais votre enfant. Merci.

Guillaume, toujours présent, même depuis l'autre bout du monde. Merci mon ami.

Finalement, je souhaite remercier Louise, de Lyon à Port-Cartier, jusqu'à la prochaine aventure !

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	ii
LISTE DES FIGURES	vii
LISTE DES TABLEAUX	viii
LISTE DES ÉQUATIONS.....	ix
LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES.....	x
RÉSUMÉ.....	xi
ABSTRACT	xiii
INTRODUCTION.....	1
CHAPITRE 1 CADRES CONCEPTUELS DE L'INDUCTION CAUSALE.....	3
1.1 Cadres conceptuels de la causalité	3
1.2 Structure des relations causales.....	5
1.2.1 Contiguïté temporelle.....	5
1.2.2 Mécanisme causal et connaissances préalables	6
1.2.3 La covariation	7
CHAPITRE 2 THÉORIES DE L'INDUCTION CAUSALE	10
2.1 Modèle associatif	10
2.1.1 Principes fondamentaux.....	10
2.1.2 Modèle associatif et jugements biaisés	12
2.1.3 Limite du modèle	12
2.2 Modèles de la covariation	13
2.2.1 Principes fondamentaux.....	13
2.2.2 Théorie du pouvoir causal.....	15
2.2.3 Théorie des deux processus de l'induction causale	16
2.3 Modèle des théories causales	18
CHAPITRE 3 BIAIS DE COVARIATION	20
3.1 Biais de densité de la cause et de l'effet.....	20
3.1.1 Biais de densité de l'effet.....	20
3.1.1.1 Principe fondamental	20
3.1.1.2 Lorsque l'effet dépend de notre interprétation.....	22
3.1.2 Biais de densité de la cause.....	23
3.1.2.1 Principe fondamental	23

3.1.2.2	Lorsque la cause est ambiguë	24
3.1.3	Explication associative.....	25
3.1.4	Explication des modèles de la covariation.....	27
3.2	Attentes et plausibilité.....	29
CHAPITRE 4 DIFFERENCES INDIVIDUELLES DANS L'INDUCTION CAUSALE		33
4.1	Troubles de santé mentale.....	33
4.2	Traitement de l'information	34
4.3	Utilisation des croyances préalables	36
4.4	Différences attentionnelles.....	37
4.5	Ambiguïté de l'effet	37
CHAPITRE 5 MODÈLE DES DEUX STRATÉGIES DE RAISONNEMENT.....		38
5.1	Notions fondamentales du raisonnement	38
5.2	Modèles Mentaux.....	41
5.3	Modèles probabilistes.....	43
5.4	Théorie des deux processus du raisonnement déductif	45
5.5	Modèle de deux stratégies de raisonnement.....	46
5.5.1	Déterminer la stratégie de raisonnement.....	47
5.5.2	Stratégies traitement de l'information	49
5.5.2.1	Information associée aux prémisses.....	49
5.5.2.2	Information dérivée des prémisses.....	50
CHAPITRE 6 PREMIER ARTICLE - PROBLÉMATIQUE ET HYPOTHÈSES GÉNÉRALES		52
CHAPITRE 7 PREMIER ARTICLE – A DUAL STRATEGY ACCOUNT OF INDIVIDUAL DIFFERENCES IN INFORMATION PROCESSING IN CONTINGENCY JUDGEMENTS		54
7.1	Abstract.....	54
7.2	Introduction.....	55
7.3	Study 1	59
7.3.1	Method.....	60
7.3.1.1	Participants.	60
7.3.1.2	Material.....	60
7.3.1.3	Procedure.....	61
7.3.2	Results and discussion	62
7.4	Study 2	65
7.4.1	Method.....	66
7.4.1.1	Participants.	66
7.4.1.2	Material.....	66
7.4.1.3	Procedure.....	67
7.4.2	Results and discussion	68
7.5	General Discussion.....	68

7.6	References.....	71
7.7	Annex 1.....	74
7.8	Annex 2.....	76
CHAPITRE 8 DEUXIÈME ARTICLE – PROBLÉMATIQUE ET HYPOTHÈSES GÉNÉRALES		77
CHAPITRE 9 DEUXIÈME ARTICLE – REASONING STRATEGIES AND PRIOR KNOWLEDGE EFFECTS IN CONTINGENCY LEARNING		79
9.1	Abstract.....	79
9.2	Introduction.....	80
9.3	Study 1	86
9.3.1	Method.....	87
9.3.1.1	Participants	87
9.3.1.2	Material.....	87
9.3.1.2.1	Strategy assessment task.....	87
9.3.1.2.2	Contingency task	87
9.3.1.3	Procedure	89
9.3.2	Results and discussion	89
9.4	Study 2	90
9.4.1	Method.....	91
9.4.1.1	Participants	91
9.4.1.2	Material.....	91
9.4.1.2.1	Strategy diagnostic task.....	91
9.4.1.2.2	Passive contingency learning task.....	91
9.4.1.3	Procedure.....	92
9.4.2	Results and discussion	92
9.5	Study 3	94
9.5.1	Method.....	95
9.5.1.1	Participants.....	95
9.5.1.2	Material.....	95
9.5.1.2.1	Strategy assessment task.....	95
9.5.1.2.2	Contingency Task.....	95
9.6	Results and discussion.....	96
9.7	General discussion	100
9.8	Open practice statement	103
9.9	References.....	104
9.10	Annex:.....	108
CHAPITRE 10 DISCUSSION GÉNÉRALE ET CONCLUSION		111
10.1	Discussion des articles	111
10.1.1	Article 1	111
10.1.2	Article 2	112
10.2	Contributions à l’induction causale basée sur des informations de covariation.....	113

10.2.1 Sélection de l'information.....	113
10.2.2 Plausibilité de la cause potentielle	114
10.3 Contributions au modèle de deux stratégies.....	115
ANNEXE A Matériel de la tâche d'évaluation des Stratégies de raisonnement	117
RÉFÉRENCES.....	124

LISTE DES FIGURES

- Figure 3.2. Résultats d'une simulation de la force associative selon les essais pour les conditions de l'expérience de Blanco et al., 2013. La figure est tirée de Matute et al., 2015. Le simulateur a été développé par Alonson et al., 2012. « LowC » = P(C) faible, « LowO » = P(O) faible, « HighC » = P(C) fort, « HighO » = P(O) fort 26
- Figure 7.1. Interaction between contingency judgment and $rs(c)$ as a function of strategy (ss = statistical; cex = counterexample) (shaded areas are 95% confidence intervals) 65
- Figure 9.1. Mean causal judgement in Study 1 as a function of the Plausibility of the putative cause (Plausible, Implausible) and the reasoning Strategy (CEX = counterexample, SS = Statistical). Error bars are Standard error..... 90
- Figure 9.2. Mean causal judgement in Study 2 as a function of the Plausibility of the putative cause (Plausible, Implausible), Sufficiency (High RS(C), Low RS(C)), and the reasoning Strategy (CEX = Counterexample, SS = Statistical). Error bars are Standard error. 93
- Figure 9.3. Causal Judgements as a function of P(R), Plausibility (Plausible, Implausible), and Strategy (Statistical, Counterexample reasoners). 95% CI are represented..... 98

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 Table de contingence selon la présence et l'absence de la cause (c) et de l'effet (o).....	7
Tableau 3.1. Paramètres de contingence pour deux médicaments dont la contingence normative est nulle	21
Tableau 5.1. Inférences conditionnelles selon les variations de la prémisse mineure.....	40
Tableau 7.1 Mean values of problem parameters in study 1 (standard deviations in parentheses).....	63
Tableau 7.2. Number of patients with the four possible combinations of drug and cure and $r_s(c)$ and $r_s(not-c)$ ratios for the high necessity and low necessity conditions	67
Tableau 7.3. Mean judgments in study 2.....	76
Tableau 9.1. Contingency parameters in Study 1.....	88
Tableau 9.2. Contingency parameters in Study 2.....	92
Tableau 9.3. Descriptive statistics for Study 3. Standard deviation in parentheses.	97

LISTE DES ÉQUATIONS

Équation 1.1. Index normatif de la contingence.....	8
Équation 2.1. Équation de la force Force associative ($\Delta VC - O$). α saillance de la cause, β saillance de l'effet, λ présence ou absence de l'effet, V_{Total} force associative totale de l'ensemble des potentielles causes	12
Équation 2.2. Règle de contraste ΔD . N désigne le nombre total d'essais.....	14
Équation 2.3. Équation du pouvoir causal (p). Δp Index de contingence (voir Equation 1).....	16
Équation 2.4. Indice H.....	17
Équation 3.1. Probabilité relative de l'effet $P(O)$	21
Équation 3.2. Exemples de calcul de la probabilité relative de l'effet pour le médicament A ($a = 15, b = 10, c = 15, d = 10$) et le médicament B ($a = 10, b = 15, c = 10, d = 15$).....	21
Équation 3.3. Probabilité relative de la cause $P(C)$	23
Équation 3.4. Calcul de la participation, ou densité de la cause lors d'une tâche d'apprentissage de covariation active.....	24
Équation 6.1. Équation du ratio suffisance ($RS(C)$) et de nécessité de a potentielle cause ($RS(non-C)$).....	52

LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES

Δ_p	Index de contingence normative
P(O)	Probabilité de l'effet
P(C)	Probabilité de la cause
P(R)	Niveau de participation, qui correspond à la probabilité relative de la cause dans une tâche d'apprentissage de covariation active
P(O C)	Probabilité de l'effet étant donné la présence de la cause
P(O ¬C)	Probabilité de l'effet étant donné l'absence de la cause
RS(C)	Ratio des informations de suffisance, qui correspond à P(O C)
RS(non-C)	Ratio des informations de nécessité, qui correspond à P(O ¬C)
<i>a</i>	Les évènements de type <i>a</i> désignent la co-occurrence de la cause et de l'effet
<i>b</i>	Les évènements de type <i>b</i> désignent la présence de la cause et l'absence de l'effet
<i>c</i>	Les évènements de type <i>c</i> désignent l'absence de la cause et la présence de l'effet
<i>d</i>	Les évènements de type <i>d</i> désignent la co-absence de la cause et de l'effet
MP	Modus Ponens
MT	Modus Tollens
AC	Affirmation du conséquent
DA	Déni de l'antécédent

RÉSUMÉ

Cette thèse est constituée de deux articles, qui s'intéressent aux différences individuelles dans l'induction causale, à partir d'informations de covariation. De nombreuses études empiriques rapportent l'existence de différences individuelles, lors de tâches d'apprentissage de covariation, mais peu offrent un cadre conceptuel de compréhension de ces différences. L'objectif principal de cette thèse est d'étudier différentes sources de variabilité dans les jugements causaux à travers le modèle des Deux Stratégies de Raisonnement. Ce modèle suggère que lors d'une tâche de raisonnement ou de jugement, les participants utilisent une stratégie de raisonnement Contrexemple ou Statistique. La stratégie Contrexemple est associée à l'utilisation d'un nombre restreint d'informations clés, pour former une représentation mentale du problème et générer de potentiels contrexemples, alors que la stratégie Statistique est associée à un traitement plus intuitif de l'information, où l'ensemble des informations disponibles est traité pour générer une estimation de probabilités qu'un jugement ou qu'une conclusion soit vraie.

Le premier article s'intéresse à une première source de variabilité dans le jugement de contingence : le biais de suffisance, qui suggère que les individus tendent à donner davantage d'importance aux informations où la potentielle cause est présente (information de suffisance) plutôt qu'aux informations concernant l'absence de la potentielle cause (information de nécessité). Dans la première étude, les participants ont complété une tâche d'apprentissage de covariation active ainsi que la tâche diagnostique des stratégies. Les résultats montrent que dans cette tâche, les jugements des participants avec une stratégie Statistique sont davantage corrélés aux informations de suffisance, en contraste avec les participants avec une stratégie Contrexemple. Dans une deuxième étude, les participants ont complété deux tâches d'apprentissage de covariation passives, dans lesquelles les informations de nécessité variaient, mais les informations de suffisance étaient gardées stables. Les résultats montrent que les jugements des raisonneurs Statistiques ne varient pas entre les tâches, alors que ceux des raisonneurs Contrexemples, varient en fonction du degré de nécessité entre la cause et l'effet. Ces résultats montrent que la stratégie de raisonnement est un prédicteur des différences individuelles dans le traitement de l'information, lors de tâches de contingence.

Le deuxième article s'intéresse aux effets de la stratégie de raisonnement et des croyances préalables sur les jugements de contingence. Dans trois études, nous avons manipulé la plausibilité de la potentielle cause, en contrôlant les attentes préalables concernant le degré de covariation entre la cause potentielle et l'effet. Dans ce contexte, nous avons aussi examiné si la stratégie de raisonnement permet d'expliquer les différences individuelles dans les jugements causaux. Les deux premières études sont des tâches d'apprentissage de covariation passives, dans lesquelles nous avons manipulé la plausibilité de la potentielle cause (Étude 1) et

les informations de covariation (Étude 2). Finalement la troisième étude consiste en une tâche d'apprentissage de covariation active. Les résultats montrent un effet indépendant de la plausibilité de la potentielle cause dans les trois études. De plus, les trois études montrent un effet clair et systématique de la stratégie de raisonnement qui est indépendant de la plausibilité et des informations de contingence.

Ensemble, ces deux articles mettent en avant que la stratégie de raisonnement soit un prédicteur important des différences individuelles dans le traitement de l'information, lors d'une tâche d'apprentissage de covariation.

Mots clés : Apprentissage causal, apprentissage de covariation, différences individuelles, Stratégie de raisonnement, Raisonnement

ABSTRACT

This thesis consists of two papers that focus on individual differences in causal learning from covariation information. Many empirical studies report the existence of individual differences in contingency learning tasks, but few provide a conceptual framework for understanding these differences. The main objective of this thesis is to use the Dual Strategy Model as a conceptual framework of individual differences to study different sources of variability in causal. This model suggests that when asked to evaluate the validity of a conclusion or to make a judgment, participants use either a Counterexample or Statistical strategy. The Counterexample strategy is associated with the use of a limited amount of key information to form a mental representation of the problem and generate potential counterexamples, whereas the Statistical strategy is associated with a more intuitive processing of information where a wide range of information is used to generate a likelihood estimate that a judgment or conclusion is true.

The first paper addresses a primary source of variability in contingency judgment: the sufficiency bias, which suggests that individuals tend to give more weight to information where the potential cause is present (sufficiency information) than to information about the absence of the potential cause (necessity information). In the first study, participants completed an active contingency learning task, in which they were asked to evaluate the effectiveness of a drug in curing a disease. Results showed that in this task, the judgments of participants with a Statistical strategy were more correlated with sufficiency information in contrast to participants with a Counterexample strategy. In a second study, participants completed two passive contingency learning tasks, in which necessity information varied but sufficiency information was kept stable. The results show that the judgments of the Statistical reasoners did not vary between tasks, whereas those of the Counterexample reasoners varied with the level of necessity. These results show that reasoning strategy is a predictor of individual differences in information processing on contingency tasks.

The second paper focuses on the influence of prior beliefs in causal judgments. In three studies, we manipulated the plausibility of potential causation, controlling for prior expectations about the degree of covariation between the potential cause and the effect. In this context, we also investigated the role of reasoning strategy in explaining individual differences in causal judgments. The first two studies are passive contingency learning tasks, in which we manipulated the plausibility of the potential cause (Study 1) and the covariation information (Study 2). Finally, the third study consists of an active contingency learning task. The results show an independent effect of the plausibility of the potential cause in all three studies. Furthermore, all three studies show a clear and systematic effect of reasoning strategy that is independent of plausibility and contingency information.

Together, these two studies highlight that reasoning strategy is an important predictor of individual differences in information processing in contingency learning tasks.

Keywords : Causal learning, Contingency learning, individual differences, Reasoning Strategies, Reasoning

INTRODUCTION

Dans la présente thèse, nous nous intéressons aux différences individuelles dans les jugements de causalité émis à partir d'informations de covariation. Nous examinons en particulier, comment diverses sources d'information (p.ex., information de contingence, croyances préalables) mènent à de la variabilité interindividuelle dans la formation d'un jugement de causalité à partir d'informations de covariation. Nous étudions cette variabilité interindividuelle, associée à ces diverses sources d'informations, à travers le cadre conceptuel du modèle des deux stratégies de raisonnement.

Différentes théories cherchent à expliquer la manière dont les humains forment des connaissances causales sur le monde. Les théories qui considèrent la covariation comme le facteur majeur de l'induction causale cherchent notamment à rendre compte des jugements des participants, en expliquant la manière dont les informations de covariation sont traitées, ainsi que comment et pourquoi les jugements causaux peuvent dévier de la contingence normative (p.ex., Matute, Blanco, & Diaz-Lago, 2019). Les études qui s'intéressent à l'utilisation d'informations de covariation pour émettre un jugement causal utilisent généralement les paradigmes de l'apprentissage de la contingence, qui consistent en la présentation séquentielle d'informations de covariation à propos d'une cause potentielle et d'un effet. À la suite de la présentation de ces informations, les participants émettent un jugement concernant le lien entre la cause et l'effet. Ainsi, de nombreuses études rapportent l'existence de facteurs qui induisent une déviation de la contingence normative. Ces facteurs sont marqués par de la variabilité interindividuelle. Bien que des différences individuelles sont souvent rapportées dans les études, peu d'entre elles proposent un cadre conceptuel pour comprendre ces différences.

À travers cette thèse, nous souhaitons étudier comment la stratégie de raisonnement est liée à l'induction causale. Le modèle des deux stratégies de raisonnement suggère que, lors d'une tâche de raisonnement ou de jugement, les participants peuvent utiliser une stratégie Statistique ou Contrexemple, qui se distinguent fondamentalement par la manière dont l'information d'un problème est traité. Pour répondre à notre objectif principal, nous avons conduit 5 études qui étudient deux biais de covariation différents, ainsi que la manière dont la stratégie de raisonnement peut expliquer les différences dans les jugements de causalité.

Dans un premier temps, nous situons l'objet d'étude de cette thèse en définissant un cadre conceptuel à la causalité, ainsi que les différents facteurs qui sont considérés comme fondamentaux dans la structuration des relations causales. Dans le cadre de cette thèse, nous nous référons davantage aux théories qui considèrent la covariation comme un proxy de la causalité et comme la composante fondamentale de

l'induction causale. Dans un deuxième temps, nous présentons de manière non exhaustive les principales théories de l'apprentissage causal qui considèrent la covariation comme un facteur clé. Dans le troisième chapitre, nous présentons les biais de covariation, c'est-à-dire les facteurs qui induisent une déviation des jugements de la contingence normative, qui nous intéressent dans le cadre de cette thèse. Les chapitres 4 et 5 sont dédiés à la présentation des principales connaissances, concernant les différences individuelles dans l'induction causale, ainsi que la présentation du cadre conceptuel que nous utilisons pour étudier les différences individuelles, le modèle des deux stratégies de raisonnement. Les chapitres 6 à 9 rapportent les travaux conduits.

CHAPITRE 1

CADRES CONCEPTUELS DE L'INDUCTION CAUSALE

Dans ce chapitre, nous évoquons les notions fondamentales liées à l'induction causale. Nous allons notamment apporter différentes perspectives à la définition de la causalité et aux relations causales, et voir comment ces perspectives ont conduit à des divergences entre les théories qui tentent de rendre compte de la manière, dont l'être humain forme des connaissances causales sur le monde. Nous adoptons le cadre conceptuel de la dépendance, qui perçoit la causalité comme une relation de dépendance entre la cause et l'effet et. Nous présentons ensuite, de manière non exhaustive et synthétique, les principaux facteurs proposés par les théories issues de ce cadre conceptuel pour qualifier les relations causales. Finalement, nous présentons de manière plus détaillée la covariation comme indicateur principal des relations causales.

1.1 Cadres conceptuels de la causalité

Différents cadres théoriques et philosophiques existent pour définir la causalité (White, 1989 ; Waldman 2017). Cette pluralité des cadres conceptuels a mené à des définitions divergentes de ce qu'est la causalité. Par exemple, Hume (1740/1971) suggère que la causalité est un produit de l'esprit, qu'elle n'a pas de matérialité. Dans la vision de Hume, la causalité est déterminée par trois facteurs empiriques principaux : (i) la cause précède l'effet, (ii) la cause et l'effet sont liés temporellement et spatialement (iii) la cause et l'effet covarient. Les théories qui en découlent postulent généralement que l'induction causale est basée sur la détection de régularités dans l'environnement (Buehner, Chang, & Clifford, 2003 ; Einhorn & Hogarth, 1986 ; Holyoak & Cheng, 2011). En contraste, d'autres philosophes comme Kant (1781/1990) ont conceptualisé la causalité en termes de pouvoir causal, c'est-à-dire que la cause doit avoir le pouvoir causal de produire l'effet. Cette tradition philosophique s'attache à définir les rôles causaux à travers des mécanismes d'action plutôt que par des associations empiriques. Ainsi, l'évaluation d'une hypothèse causale est pensée comme la recherche d'un objet, qui a le pouvoir causal de produire l'effet si les conditions appropriées sont réunies (p.ex., White, 1989).

Les théories qui cherchent à décrire la manière dont les humains forment des connaissances causales sur le monde peuvent présenter des divergences fondamentales selon le *causal relata*, c'est-à-dire selon la conceptualisation de la nature des relations de cause à effet. Waldmann (2017) propose de segmenter ces cadres conceptuels selon trois catégories : (i) le cadre conceptuel de la dépendance (p.ex., Rescola & Wagner, 1972, Cheng & Novick, 1992, Cheng, 1997, Waldmann & Holyoak, 1992), (ii) le cadre conceptuel des processus (Paul & Hall, 2013) et (iii) le cadre conceptuel dispositionnel (Michotte, 1963). Les théories qui

s'inscrivent dans un cadre conceptuel dispositionnel s'intéressent aux interactions entre les objets pour expliquer les effets. Par exemple, une explication dispositionnelle de l'efficacité d'un médicament pour guérir la grippe cherchera à expliquer la causalité à travers l'interaction entre le médicament et l'individu à qui il a été administré. Autrement dit, quelles dispositions de l'individu et du médicament ont permis l'interaction qui a mené à la guérison de l'individu. En contraste, les théories issues du cadre conceptuel des processus proposent de comprendre la causalité en termes de transfert de quantité de la cause à l'effet. Ces théories cherchent à étudier en particulier la causalité à travers des processus continus. Finalement, la dernière famille de théories qui nous intéressent plus précisément dans cette thèse est celle qui adopte le cadre conceptuel de la dépendance. Les théories de la dépendance concernent la relation de dépendance entre la cause et l'effet. Pour ces théories, un effet est induit par une cause lorsque l'effet dépend de la cause (Waldmann, 2017). La majorité des théories qui, en psychologie, cherchent à décrire la manière dont l'être humain forme des connaissances causales sur le monde s'inscrivent dans le cadre conceptuel de la dépendance. Elles reconnaissent généralement l'utilisation d'informations concernant la covariation entre la cause potentielle et l'effet pour inférer des liens de causalité; notamment dans les situations où la cause potentielle et l'effet sont prédéterminés (p. ex., l'efficacité d'un traitement). Ces théories s'inscrivent généralement dans une tradition Huméiste de la causalité. Elles postulent que l'induction causale est soutenue par la détection d'indices empiriques dans l'environnement et placent la covariation comme base majeure de l'induction causale (Cheng, 1997 ; Cheng & Novick, 1992 ; Shanks & Dickison, 1987). Bien que les théories qui s'inscrivent dans le cadre conceptuel de la dépendance partagent le même *causal relata*, elles peuvent diverger dans la manière dont elles rendent compte de l'induction causale (p.ex., Le Pelley et al., 2017, Griffith, 2017).

Ainsi, certaines théories qui adoptent des cadres conceptuels divergents se sont construites en opposition. Par exemple, les théories qui accordent davantage d'importance aux mécanismes pour expliquer une relation causale et les théories qui se basent plutôt sur la covariation. Toutefois, la segmentation proposée n'est pas complètement étanche et certaines théories proposent des modèles hybrides issus de différents cadres conceptuels. Certaines théories, par exemple, ont proposé d'intégrer les connaissances à propos des mécanismes et de la covariation dans des modèles unitaires (Fugelsang & Thompson, 2003 ; Griffiths & Tenenbaum, 2005, 2009).

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons principalement aux théories qui adoptent le cadre conceptuel de la dépendance. Les différentes théories qui s'inscrivent dans cette conception de la causalité sont en compétition à propos de la structure des relations causales. Effectivement, une partie de ces théories postulent que la covariation peut être considérée comme un proxy de la causalité. Ainsi, différentes théories

ont proposé d'ajouter des indices pour distinguer une simple corrélation d'une relation de causalité (p.ex., Cheng, 1997). Dans la prochaine partie, nous évoquons, de manière non exhaustive, les principaux facteurs qui ont été proposés par les théories de la dépendance pour définir les relations causales : la contiguïté temporelle (Goldvarg & Johnson-Laird, 2001 ; Waldmann, 1996 , 2000 ; Waldmann & Holyoak, 1992), les informations concernant le mécanisme et les connaissances préalables (Ahn, Kalish, Médin, & Gelman, 1995 ; Pearl, 2000) et la covariation.

1.2 Structure des relations causales

1.2.1 Contiguïté temporelle

La contiguïté temporelle entre la cause et l'effet jouerait un rôle fondamental dans l'induction d'un lien de causalité (Michotte, 1963 ; Buehner, 2005). Différentes études ont montré que l'introduction d'interférences dans la contiguïté temporelle mène à une altération de la perception d'une relation de causalité (Michotte, 1963 ; Shanks et al., 1989). Par exemple, Shanks, Pearson, & Dickinson, (1989) ont testé l'effet de l'introduction d'un délai temporel entre la cause et l'effet sur les jugements de causalité. Les participants devaient juger l'existence d'un lien entre une action (appuyer sur la barre espace d'un clavier) et un effet (signal sur un écran). Dans une condition, la cause était contingente à l'effet, c'est-à-dire qu'il existait un lien entre l'action du participant et l'effet. Dans une autre condition, l'action n'était pas contingente à l'occurrence de l'effet, ce qui suggère qu'il n'existait pas de lien entre les deux variables. En plus de la contingence, la contiguïté temporelle était manipulée de telle sorte que l'effet soit retardé de deux secondes. Les résultats rapportent une diminution des jugements de causalité, lorsque l'effet n'est pas contingent à l'action des participants. De plus, lorsque la contingence est similaire entre les conditions, les jugements des participants sont plus bas lorsqu'un délai temporel est ajouté entre l'action et l'occurrence de l'effet. Finalement, les auteurs ont aussi manipulé la durée du délai pour étudier son effet sur les jugements. Ainsi, dans une deuxième étude, les auteurs ont reproduit leur procédure, mais ont ajouté un délai de 4, 8 ou 16 secondes. Les résultats montrent que plus le délai augmente, plus les jugements des participants diminuent. Toutefois, l'ajout de ressources additionnelles lorsque la contiguïté est altérée pourrait tout de même permettre de détecter l'existence d'une relation (p.ex., ajout d'informations concernant l'existence d'un délai) (Schlottmann, 1999). D'autres études empiriques ont suggéré que la contiguïté pouvait être un indice suffisant à l'existence d'une relation (Siegler & Liebert, 1974 ; Anderson & Sheu, 1995 ; Wassermen & Neunaber, 1986). Finalement, certains auteurs suggèrent que si l'induction causale est perçue comme l'extraction de régularités de l'environnement, la contiguïté temporelle facilite ce processus. Au contraire, l'existence d'un délai peut permettre à d'autres événements d'être considérés comme de potentielles causes concurrentes.

Plus récemment, certains auteurs ont suggéré que l'effet de la contiguïté temporelle était modulé par les attentes des participants. Par exemple, si les participants s'attendent à ce qu'il existe un délai temporel entre la cause et l'effet, alors les jugements de contingence ne diminueraient pas (Buehner & May, 2002). Ainsi, les connaissances des participants joueraient un rôle prépondérant dans la détection d'un lien de causalité.

1.2.2 Mécanisme causal et connaissances préalables

Certains chercheurs ont souligné l'importance de la connaissance d'un possible mécanisme causal, à l'induction d'un lien de causalité entre une potentielle cause et un effet. Par exemple, l'un des premiers chercheurs à s'intéresser aux mécanismes causaux, Peter White (p.ex., White, 1989), propose que les individus partagent la croyance que les relations causales sont structurées par des mécanismes causaux sous-jacents. Ainsi, lors de l'étude d'un lien de causalité, les personnes chercheraient en premier lieu un mécanisme causal sous-jacent, qui serait alors une composante cruciale à l'induction causale (White, 1989).

Un mécanisme causal peut être compris comme un système composé de variables qui interagissent systématiquement et de manière prédictible entre elles (Johnson & Ahn, 2017). Cette interaction peut alors être généralisée à d'autres situations (Glennan, 1996 ; Machamer, Darden, & Craver, 2000). La connaissance d'un mécanisme par les individus est importante, car elle permet de comprendre les relations causales (Ahn & Kalish, 2000). Ainsi, lorsque les individus infèrent un lien de causalité, ils cherchent un mécanisme causal sous-jacent à la relation, qui permettrait de l'expliquer. Particulièrement, les individus génèrent des hypothèses à partir de leurs connaissances préalables, pour définir le statut de la relation causale des différentes variables. Dans ce sens, Ahn, Kalish, Medin, & Gelman, (1995) montrent que lorsque les participants doivent évaluer un lien de cause à effet, ils n'utilisent pas spontanément des informations de covariation, mais tendent à chercher des faits qui peuvent expliquer l'évènement. Les individus formeraient alors des hypothèses à propos de possibles mécanismes sous-jacents à l'évènement. Toutefois, les mécanismes ne seraient pas suffisants pour qualifier les relations causales. Dans certains contextes, les individus ne peuvent pas générer d'hypothèse concernant le mécanisme à l'œuvre. C'est le cas par exemple lorsque la situation est trop complexe. Ainsi, d'autres formes d'informations, notamment les informations de covariation, sont nécessaires pour s'assurer de la véracité de la structure causale sous-jacente.

Dans la partie suivante, nous introduisons un dernier facteur, qui définit les relations causales selon le cadre conceptuel de la dépendance et qui nous intéresse particulièrement, dans le cadre de cette thèse : la covariation.

1.2.3 La covariation

La covariation entre une cause potentielle et un effet est le facteur déterminant des relations causales le plus étudié dans la littérature. Le principe de covariation dans une relation de cause à effet suppose qu'une cause potentielle et un effet covarient systématiquement. Dit autrement, l'effet est perçu comme causé par une cause potentielle, lorsque l'effet est systématiquement présent lorsque la cause est présente, et systématiquement absent lorsque la cause est absente (Kelley, 1967, 1973). L'identification de la relation entre les variables serait alors produite par le contraste des événements, qui concernent l'occurrence de la cause et de l'effet (Mill, 1843).

La covariation entre deux variables binaires peut être représentée sous la forme d'une matrice 2×2, où les fréquences de chacune des combinaisons entre la cause C, et l'effet O sont représentées. À partir de l'occurrence ou de l'absence de la cause et de l'effet, quatre types d'évènements peuvent être déterminés. La nomenclature suivante est généralement admise : les évènements de type *a* apparaissent en présence de la cause et de l'effet ($O | C$). Les évènements de type *b* désignent la présence de la cause, mais l'absence de l'effet ($\neg O | C$). Lorsque la cause est absente, mais que l'effet se produit, nous parlons d'évènements de type *c* ($O | \neg C$). Finalement, la quatrième combinaison désigne la co-absence de la cause et de l'effet, nous parlons des évènements de type *d* ($\neg O | \neg C$). Le **Tableau 1** synthétise les différents types d'évènements selon l'occurrence ou l'absence de la cause et de l'effet.

Tableau 1.1 Table de contingence selon la présence et l'absence de la cause (c) et de l'effet (o).

	O	$\neg O$
C	Évènement <i>a</i> $O C$	Évènement <i>b</i> $\neg O C$
$\neg C$	Évènement <i>c</i> $O \neg C$	Évènement <i>d</i> $\neg O \neg C$

Traditionnellement, les méthodologies employées pour étudier les jugements de causalité consistent en la présentation séquentielle d'informations relatives à une potentielle cause et un effet. Par exemple, une tâche largement utilisée dans la littérature consiste en l'évaluation de l'efficacité d'un médicament pour soigner une maladie. On présente, de manière séquentielle aux participants, des patients malades ayant reçu ou non le médicament. Par la suite, on dit aux participants si le patient est guéri. Lorsque le participant ne décide pas de la présence de la potentielle cause (p. ex., donner le médicament), on dit qu'il est observateur d'une tâche d'apprentissage de covariation passive. Si le participant peut décider de la présence ou l'absence de

la cause, la tâche est une tâche d'apprentissage de covariation active (p. ex., décider de donner le médicament ou non). Ces méthodologies permettent de contrôler ou de calculer les événements auxquels ont été exposés les participants.

Différentes équations normatives ont été créées, pour rendre compte de l'existence d'une contingence entre une potentielle cause et un effet (voir Perales & Shanks, 2007 pour une revue de littérature concernant les différents index de contingence). L'index de contingence Δ_p (Allan & Jenkins, 1980) est généralement accepté comme mesure normative de la contingence. Cet index correspond à la différence entre la probabilité d'occurrence de l'effet, lors de la présence de la potentielle cause et la probabilité d'occurrence de l'effet, lorsque la potentielle cause est absente. Ce calcul peut être effectué à partir des quatre types d'événements explicités ci-dessus, soit :

$$\Delta_p = P(O|C) - P(O|\neg C) = \frac{a}{a+b} - \frac{c}{c+d}$$

Équation 1.1. Index normatif de la contingence.

De nombreuses études ont montré que les jugements de contingence des personnes sont corrélés à Δ_p , ce qui suggère que les êtres humains parviennent à évaluer adéquatement les informations de covariation (Gopnik, Sobel, Schulz, & Glymour, 2001; Beckers, Vandorpe, Debeys, & De Houwer, 2009; Cheng & Novick, 1992 ; Baker, Mercier, Vallée-Tourangeau, Frank, & Pan, 1993). Toutefois, des divergences systématiques ont aussi été rapportées dans la littérature (Ward & Jenkins, 1965; Shanks, 1995; Matute et al., 2015; Blanco, Matute, & Vadillo, 2011). Étant donné ces incongruences entre les études, certains chercheurs ont tenté d'expliquer ces déviations de la norme à travers différents modèles théoriques et certains facteurs qui biaiseraient le jugement des participants (voir par exemple Matute, Blanco, & Diaz-Lago, 2019). Dans un premier temps, nous présentons les principales théories de la causalité basées sur le cadre conceptuel de la dépendance. Par la suite, nous relaterons les principales sources de déviation de la contingence normative rapportées dans la littérature.

Dans ce chapitre, nous avons introduit les notions fondamentales liées à l'induction causale. Nous avons notamment introduit différentes conceptions de la causalité, qui varient selon leur *causal relata*. Nous avons restreint cette conception de la causalité dans le cadre conceptuel de la dépendance, qui comprend la causalité en termes de relation de dépendance entre la cause et l'effet. Finalement, nous avons introduit, de manière non exhaustive, des facteurs qui caractérisent la causalité selon ce cadre conceptuel. Dans le cadre de cette thèse, nous explorons particulièrement la covariation comme base majeure de l'induction causale.

Dans le chapitre suivant, nous présentons les grands modèles qui tentent d'étudier les jugements de causalité humains à travers la covariation entre la cause et l'effet.

CHAPITRE 2

THÉORIES DE L'INDUCTION CAUSALE

Dans ce deuxième chapitre, nous présentons les principales théories de l'induction causale. Les théories décrites considèrent généralement l'utilisation des informations de covariation comme base à l'induction causale. Toutefois, elles se distinguent quant à la manière dont les individus utilisent ces informations pour produire un jugement de causalité. Dans un premier temps, nous décrivons le modèle associatif, qui considère que l'induction causale est fondamentalement déterminée par les principes de l'apprentissage associatif, c'est-à-dire l'association par conditionnement d'un indice et de son effet. Puis nous évoquons les modèles de la covariation, qui regroupent un ensemble de modèles qui considèrent que l'induction causale est basée sur l'utilisation de règles de conversion des données de covariation en jugement. Nous décrivons plus précisément deux modèles basés sur ce principe. Finalement, nous abordons le modèle des théories causales, qui cherche à rendre compte de l'induction causale de manière plus large, en prenant en compte l'utilisation des informations de covariation et la manière dont les humains perçoivent les relations causales.

2.1 Modèle associatif

Le modèle associatif s'intéresse à l'apprentissage d'une relation de covariation entre deux variables, on parle d'apprentissage associatif (Le Pelley, Griffiths, & Beesley, 2017). L'apprentissage peut être de trois types : l'apprentissage instrumental (une action et sa conséquence), l'apprentissage pavlovien (un événement externe et l'occurrence d'un second événement lié causalement) et l'apprentissage non pavlovien (un événement en signale un autre sans relation causale). Contrairement à l'apprentissage causal, l'apprentissage associatif ne suppose pas une relation de causalité entre les deux variables. Toutefois, le modèle associatif considère que l'apprentissage causal est une forme d'apprentissage associatif. Ainsi, certains auteurs suggèrent qu'il existerait certains principes sous-jacents à l'apprentissage associatif, qui s'appliqueraient aux situations relevant de la corrélation et de la causalité (Le Pelley et al., 2017).

2.1.1 Principes fondamentaux

Un des modèles les plus influents de l'apprentissage associatif est celui de Rescorla et Wagner (1972). Il semble important de noter que le modèle de Rescorla et Wagner (1972) n'est pas le seul modèle associatif qui a été proposé. Différents modèles, basés sur les mêmes principes fondamentaux, ont été suggérés. Les déviations entre le modèle original et ceux plus récents correspondent à des variations dans les postulats (p.ex., Schmajuk & Larrauri, 2008). Toutefois, par souci de synthèse et d'harmonie, nous présentons les

principes fondamentaux retrouvés dans le modèle de Rescorla et Wagner (1972). De plus, nous faisons référence aux modèles associatifs au singulier pour la suite de la thèse.

Le modèle de Rescorla et Wagner (1972) suggère une conceptualisation de l'apprentissage associatif à partir des principes du conditionnement répondant. Les auteurs proposent que les individus évaluent la contingence à travers des processus similaires à l'apprentissage par conditionnement. Les informations de présence ou d'absence du stimulus conditionnel (c.-à-d., la cause) et la présence contiguë de la réponse inconditionnelle (c.-à-d., l'effet), permettraient de construire la table d'évaluation de la contingence (Siegel, Allan, & Hannah, 2009).

Selon le modèle de Rescorla et Wagner (1972), l'apprentissage consiste en la formation et le renforcement de l'association entre un indice et une conséquence. La force de l'association est testée à chaque essai, selon une règle de correction. Par exemple, nous souhaitons tester l'association entre le temps nécessaire à un correcteur pour relire un article et l'importance des modifications demandées. Avant la première soumission, nous n'avons pas d'attentes et nous formulons une prédiction aléatoire : « si le correcteur prend du temps, c'est qu'il y a des modifications majeures ». Si la conséquence est congruente avec notre prédiction, alors nous formons un premier apprentissage : le temps est un prédicteur de l'importance des corrections. Lors de la deuxième soumission, nous formulons donc une nouvelle prédiction basée sur ce premier apprentissage. Si notre prédiction nous fait défaut (c.-à-d., le correcteur prend beaucoup de temps, mais il y a peu de commentaires), alors il y a une erreur dans notre modèle, nous devons réajuster la valeur prédictive du temps. Ainsi, la règle de correction consiste en la comparaison de la force de l'indice pour prédire la conséquence, soit l'occurrence ou la non-occurrence de l'effet. L'apprentissage asymptotique est atteint lorsque l'erreur de prédiction atteint 0, c'est-à-dire que nous arrivons à prédire systématiquement la conséquence.

Dans une situation où plusieurs causes potentielles sont présentes, les indices sont mis en compétition pour détecter celui avec la meilleure force prédictive (c.-à-d., la meilleure force associative). Il semble important de noter que le contexte peut être considéré comme une cause potentielle en compétition systématique avec la cause potentielle étudiée (Vadillo, Blanco, Yarritu, & Matute, 2016). Toutefois, le contexte est souvent moins saillant que les autres variables. En conséquence, le contexte a généralement une force associative qui augmente plus lentement que les autres indices.

Le modèle de Rescorla & Wagner (1972) peut être synthétisé par l'Équation 2.1

$$\Delta V_{C-O} = \alpha \times \beta \times (\lambda - V_{Total})$$

Équation 2.1. Équation de la force Force associative (ΔV_{C-O}). α saillance de la cause, β saillance de l'effet, λ présence ou absence de l'effet, V_{Total} force associative totale de l'ensemble des potentielles causes

Dans l'Équation 2.1, ΔV_{C-O} désigne les variations de la force d'association entre la cause et l'effet après chaque essai, α et β désigne le taux d'apprentissage dépendant de la saillance de la cause et de l'effet. Le symbole λ est une variable dichotomique qui code la présence ou l'absence de l'effet et V_{Total} est la somme de la force associative de toutes les causes potentielles de l'effet, présentes dans l'essai (Vadillo, Blanco, Yarritu, & Matute, 2016). En plus de la cause potentielle étudiée, on postule qu'une variable contextuelle est présente dans tous les essais. L'association entre la cause contextuelle et l'effet se décrit en suivant l'équation mentionnée (Vadillo, et al., 2016).

2.1.2 Modèle associatif et jugements biaisés

Le modèle associatif permet de prédire les jugements de contingence justes, mais aussi les jugements biaisés (Matute et al., 2019 ; Byrom & Murphy, 2018). Lors des premiers essais et lorsque la contingence entre l'indice et la conséquence est nulle, l'évaluation de la contingence peut être forte pour deux raisons : (i) les associations accidentelles (ii) et la faible saillance du contexte qui lui procure une force associative faible, alors que l'indice tend à être plus saillant. Par exemple, une personne souhaite évaluer l'efficacité d'un médicament qui a une contingence normative nulle, c'est-à-dire $\Delta_p = 0$. Durant les premiers essais, la personne donne le médicament au patient, qui guérit (événement a) ; aussi, il arrive que la personne ne donne pas le médicament et que patient ne guérisse pas (événement d). Ainsi, elle pourrait juger lors de ces premiers essais que le médicament est efficace alors que ce n'est pas nécessairement le cas ; on parle d'associations accidentelles. Par ailleurs, lorsque la personne évalue le médicament, la rémission spontanée n'est pas aussi saillante que la cause potentielle. Sous certaines conditions (p. ex., lorsque la probabilité relative de l'effet est élevée), les cooccurrences fortuites de la cause et de l'effet peuvent être fréquentes et induire une perception de la contingence comme plus élevée. Toutefois, lorsque l'apprentissage atteint l'asymptote, les modèles prédisent que les jugements de contingence diminuent (Blanco et al., 2013 ; Matute et al., 2015 ; Vadillo & Barbéria, 2018).

2.1.3 Limite du modèle

Le modèle associatif a une bonne capacité prédictive des jugements de contingence justes et biaisés (voir Matute et al., 2019 pour une revue de littérature récente sur les prédictions des modèles associatifs). Toutefois, il présente aussi un certain nombre de limites. Par exemple, le modèle prédit que les erreurs dans

les jugements sont liées à l'apprentissage préasymptotique (Murphy, Shmeer, Vallée-Tourangeau, Mondragon, & Hilton, 2011). Ainsi, les déviations de la contingence normative devraient diminuer à travers le temps. Toutefois, le modèle ne permet pas d'expliquer pourquoi certains biais, que nous détaillons ci-dessous, peuvent se prolonger dans le temps, comme le montrent diverses études (Barberia, Vadillo, & Rodriguez-Ferreiro, 2019 ; Blanco et al., 2011 ; Kutzner, Vogel, Freytag, & Fiedler, 2011). Par ailleurs, Musca et al. (2010), suggèrent que certaines déviations de la contingence normative dépendent aussi du traitement de l'information, ce qui n'est pas pris en compte par les modèles associatifs.

Le modèle associatif ne permet pas d'expliquer les apprentissages qui ne sont pas graduels (Gopnik, Sobel, Schulz, & Glymour, 2001 ; Sobel, Tenebaum, & Gopnik, 2004). Effectivement, certaines études suggèrent que l'apprentissage ne serait pas systématiquement graduel et que l'étude des courbes d'apprentissage individuelles montre des variations abruptes dans l'apprentissage (Gallistel, Fairhurst, & Balsam, 2004 ; Blanco & Moris, 2018 ; Calcagni, Garrido, & Pellon, 2020) (voir Matute et al., 2019 pour une proposition d'explication du phénomène selon les principes associatifs).

Finalement, l'évaluation stricte de la contingence ne permet pas d'inférer un lien de causalité entre une cause potentielle et un effet (Matute et al., 2019). Il est possible de considérer que la relation causale entre deux événements est encodée à différents niveaux : les informations proximales concernant la contingence entre la cause et l'effet, mais aussi les informations à propos de la cause et de sa capacité à générer l'effet (information globale) (Escobar & Miller, 2012). Le modèle associatif ne traite pas de la structure de la causalité et ne permet pas d'interpréter la puissance causale d'une cause potentielle (c.-à-d., est-ce que la cause potentielle a la capacité de générer l'effet ?) (Waldmann & Holyoak, 1992, toutefois voir Le Pelley et al., 2017 pour une critique). Si le *chant du coq* est corrélé avec le *lever du soleil*, cette corrélation n'est pas interprétée de manière causale : le chant du coq ne cause pas le lever du soleil. Ainsi, les individus détiendraient un ensemble de règles concernant la structure causale du monde qui leur permettrait de distinguer corrélation et causalité (p. ex., la priorité temporelle de la cause sur l'effet) (Cheng, 1997). Ainsi, bien que le modèle associatif permette d'expliquer un certain nombre d'effets dans l'évaluation de la contingence, il présente certaines limites conceptuelles et empiriques.

2.2 Modèles de la covariation

2.2.1 Principes fondamentaux

Les modèles associatifs suggèrent que l'apprentissage causal est régi par les principes de l'apprentissage associatif. En contraste, les modèles de la covariation suggèrent que les humains utilisent les occurrences de la cause et de l'effet (événements *a*, *b*, *c*, et *d*) pour formuler leurs jugements de causalité (Perales, Catena,

Candido, & Maldonado, 2017). Des règles de jugement causal seraient utilisées pour convertir les évènements en jugements. Une règle de jugement causal peut être définie comme un algorithme de traduction. Elle désigne un mécanisme de production de réponse et se distingue d'un apprentissage ou d'une agrégation d'informations stockées en mémoire. Ces règles peuvent être ajustées et réutilisées à travers les contextes. Par ailleurs, plusieurs règles peuvent coexister et être disponibles pour une même tâche. La sélection d'une règle est soumise aux lois du renforcement (Rieskamp & Otto, 2006).

Deux grandes catégories de règles ont été identifiées dans la littérature (Perales et al., 2017) : les règles qui produisent un contraste entre les types d'évènements (p. ex., contraste entre les données confirmatoires et infirmatives, Inhelder & Piaget, 1958) et les règles basées sur les probabilités conditionnelles des évènements (p.ex., Cheng, 1997).

Un exemple de règle de contraste des évènements est le ΔD de Inhelder et Piaget (1958) (Equation 2.2). Les auteurs suggèrent que les personnes produisent un contraste des données confirmatoires et infirmatives pour évaluer l'existence d'un lien causal. Par la suite, l'équation a été adaptée pour prendre en compte les variations de certains postulats (p.ex., ce qui constitue une preuve confirmatoire ou infirmative, etc.) (Hattori & Oaksford, 2007 ; Perales et al., 2017).

$$\Delta D = \frac{(a + d) - (b + c)}{N}$$

Équation 2.2. Règle de contraste ΔD . N désigne le nombre total d'essais.

En contraste, les règles basées sur les probabilités conditionnelles présupposent que les jugements des participants sont basés sur l'estimation des probabilités conditionnelles produites lors de l'exposition aux informations de covariations.

Hattori et Oaksford (2007) ont effectué une revue de littérature extensive des différentes règles proposées, pour expliquer les jugements des participants. À travers une simulation d'ajustement des modèles, les auteurs ont réfuté un certain nombre de règles. Nous présentons deux des modèles validés par la simulation d'ajustement : la théorie du pouvoir causal (Cheng, 1997 ; Cheng & Novick, 1992 ; Novick et Cheng, 2004) et la théorie des deux processus de l'induction causale (Hattori & Oaksford, 2007 ; Hattori, Hattori, Over, Takahashi, & Baratgnin, 2017).

2.2.2 Théorie du pouvoir causal

La théorie du pouvoir causal a initialement été proposée par Cheng (1997). Elle cherche à rapprocher deux catégories de modèles : les modèles qui postulent que les informations de contingence sont principes à l'inférence d'un lien de causalité et ceux qui postulent, qu'elles sont secondaires à l'évaluation de la structure causale (c.-à-d., les connaissances préalables des personnes). Autrement dit, cette théorie vise à intégrer les deux formes de connaissances fondamentales que nous évoquions dans le Chapitre 1 : les connaissances à propos des régularités et les connaissances à propos du mécanisme d'action.

La théorie du pouvoir causal postule que les personnes ont des croyances préalables concernant les relations causales entre les objets : certains objets ont la capacité (c.-à-d., un pouvoir causal) de produire un effet. Le pouvoir causal étant invisible, le but de l'induction causal est d'évaluer la force de la relation entre les deux variables. La proposition de Cheng (1997) se distingue des autres approches qui se basent sur les informations de covariation, car elle vise à rendre compte du pouvoir causal, c'est-à-dire de la probabilité que la cause produise l'effet, et non la covariation entre ces deux variables. Ainsi, la théorie du pouvoir causal rejette Δ_p comme un proxy de mesure de la causalité.

Le pouvoir causal est défini comme la probabilité que la cause produise l'effet lorsque la cause est présente. Elle se distingue de la probabilité de l'effet étant donné la présence de la cause ($P(E|C) = a/(a + b)$), car elle chercherait à rendre compte du lien de causalité au-delà du contexte d'apprentissage. Effectivement, $P(E|C)$ traduit la probabilité de l'effet étant donnée la cause, mais se confond aussi avec les situations où la cause était présente, mais non l'effet. L'objectif de la théorie du pouvoir causal est de saisir la probabilité unique avec laquelle la cause provoque effectivement l'effet, au-delà des effets du contexte.

Cheng (1997) postule que toutes les situations causales comprennent deux causes et un effet. La cause d'intérêt (ci) et une deuxième cause composite de l'ensemble des autres facteurs causaux (ca) influençant l'effet (e). La théorie du pouvoir causal postule que ca et ci sont les seules variables qui influencent e . De plus, ca et ci et leur pouvoir causal respectif sont considérés indépendants (Cheng, 1997). Finalement, ca peut produire e , mais ne peut pas le prévenir (c.-à-d., la contingence ne peut pas être négative) (Cheng, 2000). L'évaluation du pouvoir causal, lorsqu'une seule potentielle cause est en jeu, est alors produite en calculant p (Équation 2.3).

$$p = \frac{\Delta_p}{1} - P(O|¬C)$$

Équation 2.3. Équation du pouvoir causal (p). Δ_p Index de contingence (voir Equation 1)

Dans l'Équation 2.3, p désigne le pouvoir causal et peut être calculé lorsque la potentielle cause étudiée est indépendante des autres causes pouvant produire l'effet. L'équation du pouvoir causal cherche à calculer l'unique contribution de la cause potentielle, en ajustant la mesure Δ_p selon la fréquence d'occurrence de l'effet lorsque la cause potentielle est absente. Toutefois, il semble important de noter que l'équation p , comme décrite ci-dessus, rend compte du pouvoir causal lorsqu'une seule cause potentielle est en jeu. Novick et Cheng (2004) ont par la suite développé la théorie, notamment en créant une équation qui rend compte du pouvoir causal d'une cause potentielle, lorsque deux causes sont en concurrence.

Dans la partie suivante, nous présentons une deuxième théorie basée sur les modèles de la covariation : la théorie des deux processus de l'induction causale.

2.2.3 Théorie des deux processus de l'induction causale

Pouvoir détecter l'existence d'une relation de contingence entre une cause potentielle et un effet n'est pas suffisant pour affirmer l'existence d'un lien de causalité. Toutefois, elle peut être considérée comme une étape nécessaire. Certains auteurs suggèrent que la perception de la contingence agit comme un processus heuristique qui permet d'identifier les potentielles causes pertinentes (Hattori & Oaksford, 2007 ; Hattori, Hattori, Over, Takahashi, & Baratgin, 2017).

L'environnement est rempli d'informations, qui peuvent agir comme cause potentielle d'un effet, mais ces dernières ne sont pas forcément pertinentes si elles sont non liées. Ainsi, la covariation pourrait être un aspect fondamental de l'induction causale, car elle permettrait de sélectionner des causes potentielles pertinentes. Certains auteurs suggèrent de structurer l'induction causale à travers la théorie des deux processus de l'induction causale (Hattori et al., 2017). La théorie des deux processus est basée sur la distinction entre les processus heuristiques rapides et intuitifs et les processus analytiques, basés sur la mémoire de travail. Hattori et al., (2017) proposent une distinction entre deux processus : le processus A, pour attentionnel, associé aux processus heuristiques, et le processus B, pour balancé, associé aux processus analytiques. L'induction causale serait divisée entre ces deux niveaux : une première évaluation heuristique qui permet de sélectionner les potentielles causes et un niveau analytique qui permet de les analyser.

Cette théorie postule une asymétrie entre les événements et les non-événements. Particulièrement, la théorie des deux processus de l'induction causale suggère que lors du traitement heuristique des potentielles causes, les personnes prêteront davantage attention aux événements positifs, et négligeront les événements négatifs. Plus spécifiquement, durant la phase heuristique, les personnes cherchent à identifier rapidement les potentielles causes et négligeraient les événements où la potentielle cause et l'effet sont absents, c'est-à-dire les événements de type d . Les auteurs suggèrent que lors de cette phase heuristique, les jugements des participants suivront la règle H (Hattori & Oaksford, 2007). L'équation H (Équation 2.4) est basée sur le coefficient statistique ϕ , qui mesure la dépendance entre deux variables binaires. Le coefficient est simplifié par l'exclusion des événements de type d de l'équation.

$$H = \sqrt{P(E|C) P(C|E)} = \frac{a}{\sqrt{(a+b)(a+c)}}$$

Équation 2.4. Indice H

Lors du traitement analytique, les participants accorderaient autant d'attention aux événements positifs qu'aux événements négatifs. Ainsi, lors d'un traitement analytique de l'information, les jugements des participants correspondent davantage à Δ_p . Toutefois, les processus analytiques étant cognitivement coûteux, leur recours serait plus rare.

Les principales critiques émises au regard de ce modèle concernent l'équation H comme mesure descriptive des jugements des participants (Lu, Yuille, Liljeholm, & Holyak, 2008). Lu et collègues (2008) suggèrent que H n'est pas une mesure normative de la causalité, mais une simple mesure de la dépendance entre deux mesures binaires. Par ailleurs, en ignorant les événements d , H devient encore moins une mesure normative de la contingence. Finalement, H ne permet pas de prédire correctement les causes préventives (c.-à-d., contingence négative). Effectivement, en ignorant les événements d , une partie importante de l'information est négligée lorsque la contingence est normative. Hattori et Oaksford (2007) ont proposé de reformuler la règle H selon que la cause est générative ou préventive. Toutefois, Lu et al. (2008) notent que pour évaluer le sens de la causalité, une évaluation de la taille globale de l'échantillon est nécessaire. Une telle connaissance permet de dériver la fréquence des événements négligés, c'est-à-dire les événements d , si les trois autres types de fréquences sont connus. L'évaluation de l'ensemble de ces informations nécessite un effort cognitif important aux participants, ce qui n'est pas congruent avec l'idée de H comme mesure d'une heuristique (voir Hattori et al., 2017 pour une réponse à ces critiques).

Les modèles de la covariation partagent le postulat que les humains utilisent des règles de traduction pour formuler leurs jugements de causalité. Toutefois, il existe une variabilité importante entre les modèles selon les règles utilisées pour évaluer les jugements. Dans la partie suivante, nous présentons un dernier modèle de l'induction causale : le modèle des théories causales.

2.3 Modèle des théories causales

Les théories de l'induction causale présentées jusqu'ici accordent davantage d'attention aux informations de covariation, c'est-à-dire à l'évaluation de la force du lien entre une cause et un effet, en négligeant les connaissances préalables des individus. D'autres théories, comme les théories basées sur les mécanismes (voir, White, 1989 ; 2005), accordent davantage d'importance aux connaissances des individus, pour formuler une induction causale. Initialement, les études menées pour étudier l'induction causale tendaient à s'intéresser à un type de facteur : la covariation ou les connaissances préalables (p.ex., Chapman & Chapman, 1967 ; Ahn & Kalish, 2000 ; Shultz, 1982). En ce sens, covariation et connaissances préalables étaient conceptualisées en opposition. Le modèle des théories causales propose d'intégrer ces deux types de connaissances pour rendre compte de leurs interactions (Griffiths & Tenenbaum, 2005 ; 2009).

Le modèle des théories causales (Griffiths & Tenenbaum, 2005 ; 2009 ; Griffiths, 2017) suggère que les connaissances des individus jouent un rôle prépondérant dans l'induction d'un lien de causalité. Les auteurs suggèrent notamment que les connaissances des individus leur permettent de déterminer la structure causale d'une relation et que cette connaissance est nécessaire avant d'évaluer la force de la relation (Griffiths & Tenenbaum, 2005). En ce sens, le modèle des théories causales s'inscrit dans la perspective des modèles hybrides qui cherchent à rassembler différentes conceptualisations des relations causales (voir Chapitre 1).

Les modèles des théories causales se basent sur les modèles graphiques causaux (p.ex., Rottman, 2017). Les individus détiennent des théories causales sur le monde. Ces théories sont structurées en une ontologie, des relations plausibles et des dimensions fonctionnelles de ces formes. L'ontologie désigne les entités ainsi que leurs propriétés causales. À partir des entités et de leurs propriétés causales, les personnes peuvent dériver des relations causales plausibles. Finalement, les formes fonctionnelles désignent la connaissance concernant la nature des relations entre les différentes entités (p. ex., relation positive ou négative). L'ensemble de ces informations permettent aux individus de déterminer des structures causales dans lesquelles l'ontologie détermine les variables. Les relations plausibles déterminent la structure causale entre les variables et les relations fonctionnelles permettent une paramétrisation des relations entre les variables.

Les théories causales permettraient aux individus de générer un nombre limité d'hypothèses et de déterminer la relation fonctionnelle entre les variables. Les données de covariation sont alors évaluées à la lumière de ces théories causales, pour estimer les paramètres des relations entre les variables. Si l'on veut formuler cela simplement, on dira que les individus utilisent leurs connaissances préalables pour déterminer une structure causale entre des variables et évaluent par la suite la force du lien entre elles.

Dans ce deuxième chapitre, nous avons évoqué différentes propositions théoriques des jugements de causalité humains. Ces théories reconnaissent généralement l'utilisation d'informations de covariation pour inférer un lien de causalité. Les divergences majeures entre ces théories semblent se structurer sur la place donnée à ces informations (p. ex., sont-elles princeps ou secondaires ?) ainsi que la manière dont elles sont considérées (p. ex., certains événements sont-ils plus importants ?). Dans la partie suivante, nous discutons de certains biais observés lors de tâche d'apprentissage de covariation. Nous évoquons en particulier deux sources de déviation de la contingence normative qui nous intéressent : les paramètres de contingence et les attentes préalables des individus. Nous rapportons, par ailleurs, les différentes explications proposées par les théories évoquées ci-dessus.

CHAPITRE 3

BIAIS DE COVARIATION

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté divers modèles qui tentent d'expliquer comment les individus forment des connaissances causales. Ces théories cherchent à rendre compte de la manière dont l'être humain utilise certaines informations, comme les informations de covariation, pour inférer un lien de causalité. Toutefois, les jugements humains peuvent être biaisés par certains facteurs, lesquels induisent des déviations de la contingence normative. Plusieurs facteurs ont été identifiés comme source de ces déviations. La tendance des personnes à utiliser des informations normativement inappropriées pourrait expliquer, par exemple, les différences entre les index de contingence et les jugements des personnes.

Dans cette partie nous évoquons les principales sources de déviation entre Δ_p et les jugements des participants qui nous intéressent dans le cadre de cette thèse. Nous évoquons notamment le biais de densité de l'effet de la cause, qui désigne la tendance à l'augmentation des jugements de contingence lorsque la probabilité relative de la cause et/ou de l'effet augmente (Blanco et al., 2011 ; Blanco et al., 2013 ; Blanco et al., 2020). Nous discutons aussi des connaissances préalables, envisagées comme de potentielles sources de déviation. Finalement, nous discutons des implications théoriques de ces facteurs et de comment les théories ci-dessus les expliquent.

3.1 Biais de densité de la cause et de l'effet

3.1.1 Biais de densité de l'effet

3.1.1.1 Principe fondamental

Un des biais de causalité le plus renseignés est la probabilité relative de l'effet, ou le biais de densité de l'effet (Alloy & Abramson, 1979, Allan & Jenkins, 1983 ; Musca, Vadillo, Blanco, & Matute, 2010 ; Vallée-Tourangeau, Murphy, Drew, & Baker, 1998 ; Chow et al. 2019). Le biais de densité de l'effet peut être défini comme la tendance des jugements de contingence à augmenter lorsque la probabilité relative de l'effet est élevée (Matute et al., 2015). La probabilité relative de l'effet, $P(O)$, désigne la proportion relative d'essais où l'effet est présent par rapport au nombre total d'essais. Elle peut être calculée à partir de l'équation ci-dessous (Équation 3.1).

$$P(O) = \frac{a + c}{a + b + c + d}$$

Équation 3.1. Probabilité relative de l'effet P(O)

Ainsi, pour deux situations où la contingence normative est nulle, les jugements de contingence seront plus forts dans les situations où P(O) est élevée. Par exemple, la Table 3.1 synthétise les paramètres de contingence concernant les effets de deux médicaments sur les symptômes d'une maladie.

Tableau 3.1. Paramètres de contingence pour deux médicaments dont la contingence normative est nulle

	Médicament A		Médicament B	
	Effet présent	Effet absent	Effet présent	Effet absent
Cause présente	15	10	10	15
Cause absente	15	10	10	15

La contingence normative pour ces deux médicaments est nulle, $\Delta_p = 0$. Toutefois, la probabilité relative de l'effet, P(O) est égale à 0.6 pour le médicament A et 0.4 pour le médicament B.

$$P(O)_{\text{médicament A}} = \frac{15 + 15}{15 + 10 + 15 + 10} = 0.6$$

$$P(O)_{\text{médicament B}} = \frac{10 + 10}{10 + 15 + 10 + 15} = 0.4$$

Équation 3.2. Exemples de calcul de la probabilité relative de l'effet pour le médicament A ($a = 15, b = 10, c = 15, d = 10$) et le médicament B ($a = 10, b = 15, c = 10, d = 15$)

Ainsi, selon le biais de densité de l'effet, les jugements de contingence seront plus élevés pour le médicament A que pour le médicament B.

L'étude du biais de densité de l'effet a souvent été réalisée avec des variables dichotomiques telles que la personne est malade (oui / non) ou encore le médicament est donné (oui / non) (p. ex., Blanco et al., 2011 ; Blanco, Matute, & Vadillo, 2013). Plus récemment, Chow, Colagiuri, et Livesey (2019) ont tenté de reproduire le biais de densité de l'effet avec des variables continues. Dans cette étude, la potentielle cause était présentée de manière discrète, mais l'effet était présenté comme une variable continue. Les auteurs montrent que le biais de densité de l'effet est aussi présent quand l'effet est présenté comme une variable continue. Les auteurs suggèrent que lors de la présentation de l'effet, les participants convertissent la valeur continue en une valeur discrète pour faciliter le traitement de l'information.

3.1.1.2 Lorsque l'effet dépend de notre interprétation

Les études de Chow et collègues (2019), présentées ci-dessus, permettent de généraliser les résultats concernant le biais de densité de l'effet à des variables continues. Plus fondamentalement, ces études soulignent l'importance d'avoir des procédures expérimentales qui sont plus écologiques. Effectivement, l'utilisation d'une telle variable permet de présenter différents niveaux d'intensité de l'effet, et produit des effets qui sont plus variables, c'est-à-dire qui ne sont pas systématiquement identiques, mais aussi plus ambiguës, ce qui reflète davantage les conditions expérimentées en dehors du laboratoire.

En ce sens, Blanco, Moreno-Fernandez, & Matute, (2020) ont exploré la tendance des participants à catégoriser les effets comme présents ou absents lorsque les effets sont ambigus. Les auteurs ont construit une tâche d'apprentissage de covariation dans laquelle les participants devaient évaluer l'efficacité d'un traitement pour guérir une maladie. Toutefois, au lieu d'exposer les participants à des variables binaires concernant la cause et l'effet, les auteurs ont représenté l'effet du médicament par des images représentant du tissu humain composé de cellules sombres et claires. Le ratio de chaque type de cellules indiquait l'état de santé du patient : lorsque le nombre de cellules claires était supérieur au nombre de cellules sombres, le patient était guéri (p. ex., 90% de cellules claires pour 10 % de cellules sombres). Au contraire, lorsque la proportion de cellules sombres était supérieure à la proportion de cellules claires, le patient était malade. En plus des essais non ambigus, des essais ambigus étaient présentés. Les images des essais ambigus étaient constituées de 50% de cellules claires et 50% de cellules sombres. Il n'était donc pas possible d'interpréter objectivement si l'effet était présent ou non.

Les instructions expliquaient clairement le critère d'interprétation de l'état de santé des patients. Ainsi, les auteurs souhaitaient s'assurer que les jugements des participants ne soient pas influencés par l'interprétation des essais non ambigus. Lors de la tâche de contingence, les participants devaient indiquer, selon leur interprétation de l'image, si le patient était guéri ou non. À la fin de la phase d'apprentissage, les participants émettaient un jugement concernant l'efficacité du jugement pour traiter la maladie. Les auteurs ont conduit deux études selon cette méthodologie. Dans la première, la contingence normative était nulle alors que dans la deuxième, la contingence normative était forte ($\Delta_p = .86$). Les résultats montrent que lorsque la contingence est nulle, la fréquence à laquelle les participants ont interprété les essais ambigus comme présents ($P(O)$), prédit leur jugement. Toutefois, cet effet n'est pas présent lorsque la contingence est positive.

Cette interprétation des effets ambigus, comme présent, viendrait renforcer le biais de densité de l'effet. Effectivement, les participants qui interprètent davantage les essais ambigus comme la présence de l'effet sont exposés à une probabilité relative de l'effet ($P(O)$) plus élevée que les participants qui tendent à considérer les effets ambigus comme effets absents. Selon le biais de densité de l'effet, lorsque la probabilité relative de l'effet augmente, les jugements augmentent aussi. Ainsi, les participants avec une probabilité relative de l'effet subjectif plus forte ont des jugements plus élevés.

3.1.2 Biais de densité de la cause

3.1.2.1 Principe fondamental

La probabilité absolue de la cause, appelée biais de densité de la cause, fait référence à la tendance à évaluer la contingence en considérant la fréquence relative à laquelle la cause est présente, ceci en négligeant les autres informations de contingence (Allan & Jenkins, 1983; Blanco et al., 2011). Ainsi, plus la probabilité relative de la cause augmente, plus les jugements de contingence augmentent. Le calcul de la probabilité relative de la cause est représenté par l'équation ci-dessous (Équation 3.3).

$$P(C) = \frac{a + b}{a + b + c + d}$$

Équation 3.3. Probabilité relative de la cause $P(C)$

Dans les tâches d'apprentissage de covariation active, c'est-à-dire dans les tâches où les participants contrôlent la présence de cause potentielle, la probabilité relative de la cause des participants est déterminée

par leur niveau de participation, c'est-à-dire la fréquence à laquelle ils décident que la cause est présentée (Blanco et al., 2009 ; Hannah & Beneteau, 2009 ; Matute, 1996 ; Blanco et al., 2011). Dans une tâche de covariation active, la fréquence à laquelle les participants décident de la présence de la cause prédit leur jugement de contingence (Blanco et al., 2011).

$$P(R) = P(C) = \frac{a + b}{a + b + c + d}$$

Équation 3.4. Calcul de la participation, ou densité de la cause lors d'une tâche d'apprentissage de covariation active.

Il est important de noter qu'il existe une interaction entre la probabilité absolue de la cause et le biais de densité de l'effet : les jugements de contingence sont plus importants lorsque la densité de la cause et de l'effet sont forts (Blanco, Matute, & Vadillo, 2013). Blanco et al. (2013) ont demandé à des participants d'évaluer l'efficacité d'un médicament pour guérir une maladie, dans une tâche d'apprentissage de covariation passive où la contingence normative est nulle. Les auteurs ont manipulé la probabilité relative de l'effet et de la cause, de telle manière à pouvoir étudier l'effet de leur interaction sur les jugements des participants. Les participants étaient donc assignés à une de quatre conditions : (i) P(O) haut, P(C) bas, (ii) P(O) haut, P(C) haut, (iii) P(O) bas, P(C) bas, (iv) P(O) bas, P(C) haut. Les résultats montrent clairement une interaction entre les deux variables. Les jugements sont les plus forts lorsque la probabilité de l'effet et de la cause sont élevées. Aussi, les jugements des participants sont plus élevés dans la condition où la probabilité de l'effet est élevée et celle de la cause basse, en comparaison aux jugements dans la condition où la probabilité de l'effet est basse et celle de la cause élevée. Ces résultats suggèrent que les jugements des participants sont davantage influencés par la probabilité relative de l'effet que par celle de la cause.

Il semble important de noter que dans certains cas, une haute fréquence de la potentielle cause et de l'effet est un bon prédicteur d'une relation de contingence. Toutefois, même lorsqu'il y a absence de contingence, l'augmentation de la probabilité absolue de la cause et de l'effet induisent de plus forts jugements de contingence chez les participants (Kao & Wasserman, 1993 ; Lagnado & Sloman, 2006; Blanco et al., 2013; McCormack, Frosch, Patrick, & Lagnado, 2016).

3.1.2.2 Lorsque la cause est ambiguë

Certaines études ont cherché à rendre compte de la manière dont les participants traitent les informations de contingence lorsque la cause n'est pas binaire. Effectivement, comme pour la présentation de l'effet (voir

3.1.1.3), dans de nombreuses situations de la vie quotidienne, la présence de la cause n'est pas déterminée de manière dichotomique (c.-à-d., présente vs absente), mais peut prendre différentes formes, notamment continues. Par exemple, Marsh et Ahn (2009) ont étudié le comportement des participants lorsqu'on leur présente des causes ambiguës, c'est-à-dire des informations concernant la cause potentielle qui ne peuvent être interprétées objectivement comme une cause présente ou absente. Dans trois études, ils ont construit des tâches d'apprentissage de contingence dans lesquelles ils ont présenté aux participants des causes non ambiguës et des causes ambiguës et ont manipulé les informations de contingence. À la fin de chaque phase d'apprentissage, ils ont demandé aux participants d'évaluer les fréquences de chaque type d'évènements qu'ils ont vu pendant les essais d'apprentissage. En outre, ils ont aussi demandé aux participants d'évaluer la force causale de la relation entre la potentielle cause et l'effet.

Les résultats de l'ensemble des études ont montré que les participants catégorisaient spontanément les essais ambigus comme des conjonctions, c'est-à-dire que les causes ambiguës sont dichotomisées en cause absente ou présente. Les auteurs parlent d'assimilation causale. De plus, les résultats qu'en manipulant la contingence globale, l'assimilation causale des participants était modifiée : les participants assimilaient systématiquement les causes ambiguës uniquement lorsque la contingence était élevée. En revanche, lorsque la contingence était faible, seuls les essais moins ambigus étaient assimilés. De plus, la façon dont les participants assimilent les causes ambiguës influence les jugements de contingence : si les causes ambiguës sont considérées comme présentes et sont associées à la présence de l'effet, alors les jugements de contingence augmentent ; et réciproquement. Enfin, dans une dernière étude, les auteurs ont reproduit l'effet de l'assimilation causale en ajoutant un délai temporel entre la cause et l'effet.

3.1.3 Explication associative

Les modèles associatifs proposent une explication similaire pour les biais de densité de la cause et de l'effet. Selon ces modèles, les phénomènes de biais de densité de l'effet et de la cause trouvent leur origine dans la cooccurrence fortuite de la cause et l'effet. Dans une situation où la contingence est nulle, plus la probabilité de l'effet est forte, plus la probabilité d'une cooccurrence fortuite l'est aussi (Matute et al., 2015). De même, une forte fréquence relative de la cause augmente la probabilité d'une cooccurrence fortuite de l'effet et de la cause, ce qui a pour conséquence d'augmenter les jugements de contingence. Toutefois, les modèles prédisent que dans cette configuration, la déviation de la contingence normative ne devrait pas durer dans le temps, car elle serait un effet de l'apprentissage pré asymptotique. Effectivement au cours des essais, les cooccurrences fortuites devraient être aussi nombreuses que les non-cooccurrences, menant à la diminution des jugements. Le biais de densité de l'effet peut expliquer certains phénomènes d'illusion de contrôle

comme la croyance en l'efficacité de certains traitements pour des maladies avec un fort taux de rémission (Matute, Yarritu, & Vadillo, 2011).

Pour illustrer ce phénomène d'apprentissage pré asymptotique, Matute et al. (2015) ont réalisé une simulation de la force associative à travers les essais, selon la densité de l'effet et de la cause. La Figure 3.1 représente l'effet de l'interaction entre la probabilité relative de la cause et de l'effet sur la force associative. Cette figure consiste en une simulation de la force associative selon le nombre d'essais, basée sur l'équation de Rescorla & Wagner (1972). La figure représente les courbes associatives des différentes conditions testées par Matute et al., (2015) à partir de la procédure de Blanco et al., (2013) résumée ci-dessus (3.1.2).

Pour rappel, la force associative désigne la tendance de la cause et de l'effet à être liés à chaque essai. Cette force associative varie selon la saillance de la cause (α) et de l'effet (β), qui dans le cadre de la simulation sont de $\alpha_{cause} = 0.3$ et $\beta_{effet} = 0.8$. Aussi, la force associative de la cause cible est comparée à la force associative des autres causes potentielles, ici le contexte.

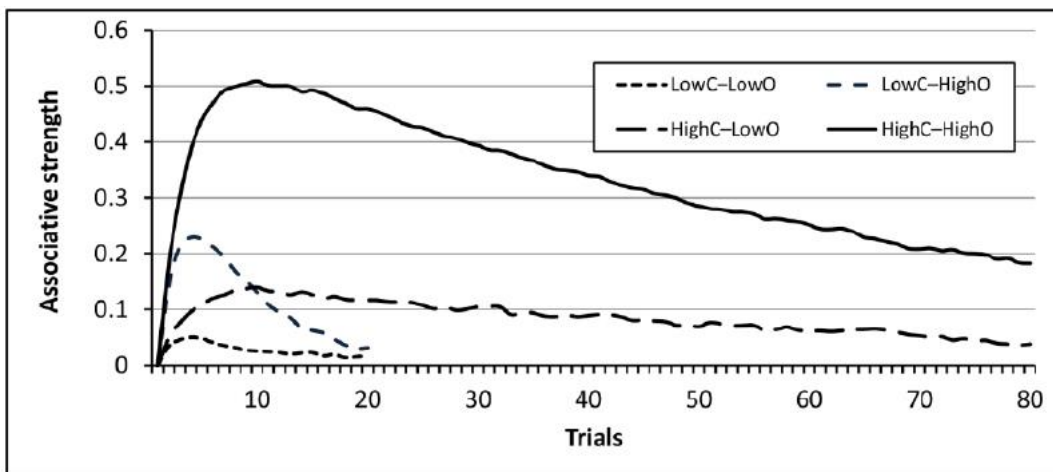


Figure 3.1. Résultats d'une simulation de la force associative selon les essais pour les conditions de l'expérience de Blanco et al., 2013. La figure est tirée de Matute et al., 2015. Le simulateur a été développé par Alonson et al., 2012. « LowC » = P(C) faible, « LowO » = P(O) faible, « HighC » = P(C) fort, « HighO » = P(O) fort

La simulation montre de manière évidente l'effet d'une haute probabilité de l'effet et de la cause sur la force associative en contraste avec l'effet d'une basse probabilité de l'effet et de la cause. Cet effet est présent pour l'ensemble des essais, mais particulièrement concentré sur les premiers. Au fur et à mesure des essais, la force associative tend à diminuer vers 0 et ce, quelle que soit la condition. Ainsi, la simulation permet

d'illustrer l'effet du biais de densité de la cause et de l'effet comme un phénomène de l'apprentissage pré asymptotique : les cooccurrences fortuites augmentent, mais à travers un nombre d'essais important l'effet du biais devrait diminuer, le nombre d'évènements infirmant et confirmant le lien de causalité devant être équivalent.

Finalement, en ce qui concerne la participation, les modèles associatifs suggèrent qu'elle fait augmenter la probabilité relative de la cause et augmente donc la probabilité d'une co-occurrence de la cause et de l'effet de manière accidentelle ; ceci est d'autant plus vrai lorsque la probabilité relative de l'effet est élevée. Il semble important de souligner que le contrôle de la présence ou de l'absence de la cause par les participants pourrait mener à une exposition différenciée à la contingence normative (Δ_p) selon le niveau de participation des participants. Ce qui voudrait dire que l'effet de la participation pourrait être expliqué par des différences de valeur de la contingence normative. Toutefois, Blanco et al., (2011) montrent que la contingence normative (Δ_p) n'est pas prédictive des jugements de contingence lorsque la participation est incluse dans le modèle d'analyse (Blanco et al., 2011). Ainsi, l'exposition différenciée à la contingence ne peut pas expliquer l'effet de la participation sur les jugements de contingence.

Comme l'ont suggéré Matute et al., (2015), ces biais sont congruents avec l'hypothèse que les participants tendent davantage à se focaliser sur les évènements où la cause et l'effet co-occurrent, c'est-à-dire les évènements de type *a*. De plus, le biais de densité de la cause sous-entend que les personnes tendent à accorder davantage d'importance aux évènements où la cause et l'effet co-occurrent (a) et aux évènements où la cause est présente, mais l'effet est absent (b), en comparaison aux évènements où la potentielle cause est absente. Ces propositions sont congruentes avec les explications de ces biais par les modèles de la covariation.

3.1.4 Explication des modèles de la covariation

Certains chercheurs suggèrent que les déviations de la contingence normative, notamment les biais de densité de la cause et de l'effet, pourraient être expliquées par une asymétrie de poids entre les évènements (Hattori et al. 2017, Perales et al., 2017). Particulièrement, lors de la formulation d'un jugement de contingence, les participants n'accorderaient pas le même poids à tous les types d'évènements. Autrement dit, les participants ne considèreraient pas tous les paramètres de contingence de la même manière. Ce phénomène d'inégalité de poids des évènements serait expliqué par deux biais : le biais de suffisance et le biais d'évènements positifs (Anderson & Sheu, 1995 ; Jao & Wasserman, 1993 ; Mandel & Lehman, 1998 ; Mandel & Vartanian, 2009).

Le biais d'évènements positifs suggère que les personnes accordent plus d'importance aux évènements où la potentielle cause et l'effet co-occurrent (Mandel & Lehman, 1998). Ce biais découle du biais cognitif de positivité, qui suggère que les personnes ont plus de facilité à traiter l'information lorsqu'elle est énoncée de manière affirmative que lorsqu'elle est énoncée de manière négative. Dans ce cadre, les évènements où la cause et l'effet co-occurrent (a) sont considérés comme positifs, car ils soulignent la présence de la cause et de l'effet. Les évènements où la cause est présente, mais l'effet absent (b) ainsi que les évènements où la cause est absente et l'effet présent (c), sont considérés comme neutres, car ils indiquent la présence ou l'absence de la cause et de l'effet. Les évènements où la cause et l'effet sont absents (d) sont considérés comme négatifs, car ils informent de l'absence de la cause et de l'effet. Ainsi, selon le biais d'évènements positifs, nous pouvons prédire la hiérarchie suivante entre les évènements d'une tâche de contingence : $a > b = c > d$.

Le second biais, le biais de suffisance, désigne la tendance des personnes à donner plus d'importance à l'évaluation de la suffisance, c'est-à-dire la tendance à laquelle la présence de la cause est associée à la présence de l'effet, plutôt qu'à l'évaluation de la nécessité, c'est-à-dire la tendance avec laquelle l'absence de la cause est associée à la présence de l'effet. Dans ce cadre, les évènements où la cause et l'effet sont présents (a) et lorsque la cause est présente, mais l'effet absent (b), ces évènements informent sur la suffisance de la potentielle cause, c'est-à-dire sur la probabilité de l'effet étant donnée la présence de la cause ($P(O | C)$). En revanche, les évènements où la cause est absente, mais l'effet est présent (c) et lorsque la cause et l'effet sont tous deux absents (d) informent sur la nécessité de la cause, c'est-à-dire la probabilité de l'effet, étant donnée l'absence de la cause ($P(\neg O | \neg C)$). L'évènement b, lorsque la cause est présente et l'effet est absent, indique un non-respect de la suffisance, alors que l'évènement c, lorsque la cause est absente, mais l'effet présent, indique un non-respect de la nécessité. Ainsi, le biais de suffisance prédit que : $a = b > c = d$ (Mandel & Lehman, 1998 ; voir aussi Allan, 1993 ; Anderson & Sheu, 1995).

La prise en compte de ces deux biais permet d'expliquer le phénomène d'inégalité de poids des évènements ($a > b > c > d$).

L'inégalité de poids des évènements pourrait ainsi expliquer le phénomène de densité de l'effet de la cause. Effectivement, une forte $P(O)$ et $P(C)$ suggère un nombre élevé d'évènements a et b pour $P(C)$ et d'évènements a et c pour $P(O)$. Dans la mesure où, les évènements a sont les plus influents sur les jugements des participants, on peut considérer que plus ils augmentent, plus la probabilité de procéder à l'induction causale augmente.

3.2 Attentes et plausibilité

Comme suggéré ci-dessus, le rôle des connaissances préalables des individus dans l'induction causale a été abordé de manière quasi opposée dans la littérature selon la nature postulée de la causalité. Certaines théories placent les connaissances des individus au cœur de la perception de la causalité et suggèrent qu'elles sont nécessaires et princeps à l'évaluation de données de covariation (Waldmann & Holyoak, 1992 ; Cheng, 1997 ; Griffiths & Tenenbaum, 2009). Toutefois, certains auteurs, notamment les tenants des théories qui suggèrent que la covariation est un proxy de la causalité, suggèrent que les connaissances préalables peuvent agir comme un biais, en produisant une évaluation de la causalité qui dévie de l'index de contingence normative (Chapman & Chapman, 1967 ; Abramson & Alloy, 1980 ; Nisbett & Ross, 1980).

Au-delà du débat concernant la nature de la causalité, les connaissances préalables des individus et leurs attentes concernant le lien entre la cause potentielle et l'effet ont été montrées comme un facteur qui influence la manière dont l'information de covariation est traitée. Les études empiriques qui ont cherché à étudier la manière dont les connaissances préalables des individus influencent le traitement des informations de covariation ne rapportent pas de patrons cohérents. Les premières études ont montré que lorsque les participants doivent inférer un lien de causalité à partir d'information de covariation, ils tendent à chercher des données cohérentes avec leurs connaissances préalables et se basent en premier lieu sur ces informations pour formuler leur jugement (e.g., Crocker & Taylor, 1978 ; Alloy & Tabachnik, 1984 ; Griffiths & Tenenbaum, 2005 ; Nisbett & Ross, 1980).

Par la suite, les travaux de Fugelsang & Thompson (2000, 2003) ont exploré de manière systématique l'interaction entre les croyances préalables des individus et le traitement d'informations de contingence. Pour ce faire, les auteurs (Fugelsang & Thompson, 2000) ont manipulé la plausibilité de causes potentielles à travers six scénarios, dans lesquels le lien causal entre la cause et l'effet était soit plausible (p. ex., des accidents de la route causés par des lignes de freins endommagées) soit non plausible (p. ex., des réactions allergiques causées par des devoirs chez des enfants). De plus, les auteurs ont manipulé les informations de covariation (p. ex., $\Delta_p = 0$; $\Delta_p = 0.5$; $\Delta_p = 1$) qui étaient présentées sous forme de fréquences discrètes. Ainsi, dans chaque scénario, les auteurs mentionnaient le nombre de fois où l'effet était présent lorsque la cause était présente et lorsque la cause était absente. Par exemple, parmi les dix voitures qui avaient des lignes de freins endommagées, dix ont eu un accident et parmi les dix voitures qui n'avaient pas les freins endommagés, aucune n'a eu d'accident. Les résultats de leur procédure montrent que la plausibilité de la potentielle cause interagit avec les paramètres de contingence. Lorsque la potentielle cause est plausible, les jugements causaux sont fortement affectés par les informations de contingence. Cependant, lorsque la potentielle cause n'est pas plausible, les informations de contingence sont moins influentes, ce qui suggère

qu'elles sont moins activement traitées lorsque la potentielle cause est non-plausible (Fugelsang & Thompson, 2000).

Dans ces études, Fugelsang et Thompson (2000) ont exclusivement manipulé la plausibilité de la potentielle cause dans les scénarios qu'ils ont utilisé. Fugelsang et Thompson (2003) ont étudié séparément l'effet de la plausibilité de la cause potentielle et l'effet des attentes concernant le degré de covariation entre la cause potentielle et l'effet. Dans cette dernière étude, les auteurs ont rapporté des preuves supplémentaires concernant l'effet de la plausibilité de la cause sur le traitement des informations de covariation. Toutefois, le patron de résultats relatif aux attentes concernant la covariation n'était pas le même que pour la plausibilité. Dans ces études, les auteurs ont aussi utilisé une présentation discrète des informations.

Fugelsang et al. (2004) et Fugelsang & Dunbar (2005) ont examiné l'effet de la plausibilité de la cause potentielle dans une tâche d'apprentissage de covariation passive dans laquelle les participants ont à évaluer la relation entre une cause potentielle et un effet. Fugelsang et al. (2004) ont notamment présenté aux participants plusieurs tâches d'apprentissage de contingence passives, dans lesquelles la plausibilité du lien causal et les informations de covariation étaient manipulées. Tous les dix essais, les participants devaient évaluer l'efficacité du médicament; pour un total de 40 essais. Les résultats ont montré que la plausibilité interagissait avec le traitement des données de contingence. Lorsque la cause putative était peu plausible, les participants avaient tendance à écarter les preuves au cours des premiers essais (même si la cause était contingente à l'effet). Cependant, lorsque la cause était peu plausible, mais contingente, les jugements augmentaient également à mesure que le nombre d'essais augmentait. Ces résultats fournissent certaines preuves que la plausibilité de la cause putative interagit avec l'information de covariation dans le contexte d'une tâche d'apprentissage de contingence passive. Fugelsang et Dunbar (2005) ont fourni des résultats similaires dans une procédure avec un seul jugement. Il est important de noter que dans les deux études (Fugelsang et al., 2004 ; Fugelsang & Dunbar, 2005), les auteurs ont prétesté les causes putatives sur leur plausibilité, mais les scénarios manipulaient la plausibilité de la cause sous-jacente *via* une déclaration, indiquant explicitement que la cause sous-jacente était probable ou improbable. Contrairement aux autres études présentées, les connaissances préalables des participants n'ont pas été mesurées. Par exemple :

"Des recherches antérieures ont démontré que la croissance de petites quantités de la bactérie staphylocoque dans le corps n'a aucun lien direct avec les sentiments de bonheur des gens. La pilule rouge est un "inhibiteur de la topoisomérase. La topoisomérase est une enzyme qui est nécessaire à la reproduction du staphylocoque dans le corps. Les "inhibiteurs de topoisomérase" inhibent cette

enzyme, limitant ainsi la capacité du staphylocoque à se reproduire" Fugelsang et al., 2004, p. 94, Traduction libre.

Plus récemment, Yarritu & Matute (2015) ont testé les effets des attentes concernant le degré de covariation sur les jugements de contingence, dans une tâche de covariation active, ainsi qu'une tâche passive, dans lesquelles la contingence normative est nulle. Les auteurs ont manipulé les attentes des participants à propos de l'efficacité d'un médicament pour guérir une maladie. Dans une condition, il est dit aux participants que le médicament guérit la maladie dans huit cas sur dix, alors que dans l'autre condition, il est dit que les patients guérissent sans le médicament dans huit cas sur dix. Suite à la présentation des instructions de l'une des deux conditions, les participants sont exposés de manière séquentielle à des informations de covariation.

Les résultats montrent que dans la tâche passive, les jugements étaient seulement basés sur les informations de covariation. Il n'y avait pas d'effet des attentes sur les jugements de contingence. En comparaison, dans la tâche active, les participants à qui on avait suggéré que le médicament était efficace avaient un niveau de participation plus élevé que dans la situation où on suggérait que le médicament était inefficace. En conséquence, et de manière congruente avec le biais de densité de la cause, le niveau de participation est fortement corrélé au niveau de jugement. Ainsi, les auteurs concluent que dans les tâches de covariation active, les attentes préalables influencent les jugements causaux *via* le comportement.

L'absence d'effet des attentes concernant le degré de covariation dans la tâche n'est pas cohérent avec les théories qui suggèrent que les connaissances préalables sont plus déterminantes que les informations de covariation, dans l'inférence d'un lien de causalité (White, 1989 ; Griffiths & Tenenbaum, 2005 ; 2009 ; Fugelsang & Thompson, 2000). Pour Yarritu et Matute (2015), les différences entre leurs résultats et ceux de Fugelsang et Thompson (2000) peuvent s'expliquer par les différences de scénarios. Alors que Yarritu et Matute (2015) ont manipulé les attentes des participants pour la même potentielle cause, Fugelsang et Thompson (2000) ont comparé les résultats pour deux causes différentes.

Finalement, dans deux tâches de covariation active, où la contingence normative est nulle, Blanco et Matute (2019) ont manipulé les attentes préalables des participants à propos de la fréquence de base de l'effet. Pour ce faire, les participants ont complété une tâche préalable dans laquelle on leur présentait les informations relatives à la présence de l'effet lorsque la cause est absente $P(O|\neg C)$. Les participants sont assignés à une de deux conditions dans laquelle la phase d'entraînement suggérait soit une haute (Étude 1), soit une basse (Étude 2) fréquence de base de l'effet, ou une condition sans entraînement. Lorsque les participants reçoivent une phase d'entraînement et que $P(O|\neg C)$ est élevé, le niveau moyen des jugements était plus

faible que dans la condition contrôle. Réciproquement, lorsque $P(O|C)$ était bas, les jugements causaux étaient plus élevés que dans la condition contrôle. Les auteurs suggèrent que la manipulation des attentes concernant la fréquence de base influence la manière dont les participants traitent les informations de covariation durant la phase d'apprentissage.

Les différents travaux rapportés soutiennent l'idée que les connaissances préalables exercent une influence sur les jugements de contingence. Toutefois, comme cela a été suggéré, il existe des patrons de réponses qui varient entre les études. Fugelsang et Thomspon (2000 ; 2003) rapportent une interaction entre la plausibilité de la cause et le traitement de l'information de contingence, lors d'une présentation discrète et statique des informations de contingence. En contraste, Yarritu et Matute (2015) ne rapportent pas une telle interaction entre attentes préalables concernant le degré de covariation de la cause potentielle et de l'effet et données de contingence, dans une tâche d'apprentissage de covariation passive. Finalement, Fugelsang et al., (2004) et Fugelsang & Dunbar (2005) rapportent une interaction entre la plausibilité déclarée de la cause et le traitement des données de covariation, dans une tâche d'apprentissage de contingence. Ces différences dans les résultats pourraient être liées à différents facteurs. Premièrement, toutes les études ne présentent pas exactement le même type de méthodologie ce qui pourrait expliquer une part des différences entre les résultats. Deuxièmement, le type de connaissance manipulée varie aussi : certaines études manipulent la plausibilité du lien causal alors que d'autres se focalisent sur les attentes concernant la fréquence de l'effet lorsque la cause est présente ou absente. Il semble important de noter que ces deux types de connaissances sont normalement corrélées. Ainsi, les différences entre les études pourraient être liées à des différences méthodologiques, mais aussi des différences implicites dans la nature des informations manipulées.

En conclusion, le cadre théorique énoncé jusqu'ici suggère qu'il existe une tendance chez les participants à être biaisés par certains paramètres de contingence, notamment à cause d'une propension à donner plus d'attention aux informations de suffisance. De plus, les comportements (Blanco et al., 2011), mais aussi certains paramètres propres aux individus – comme leurs connaissances préalables (Yarritu & Matute, 2015 ; Fugelsang & Thompson, 2000) et la manière dont ils traitent et encodent l'information (Musca et al., 2010 ; Blanco et al., 2020) – peuvent influencer la formulation d'un jugement causal, ce qui soulève la question des différences individuelles dans le traitement de ces différentes informations.

CHAPITRE 4

DIFFERENCES INDIVIDUELLES DANS L'INDUCTION CAUSALE

À notre connaissance, peu d'études qualifient la variabilité inter individuelles dans l'induction causale en termes de différence dans le traitement de l'information et dans les processus cognitifs. Pourtant, certaines études rapportent l'existence de telles différences. Dans ce chapitre, nous synthétisons les principales recherches empiriques qui étudient les différences individuelles dans l'apprentissage causal à partir d'informations de covariation.

4.1 Troubles de santé mentale

Une des premières différences individuelles rapportées dans la littérature est le « réalisme dépressif », qui désigne la tendance des personnes déprimées à être moins sujettes aux biais de covariations (Alloy & Abramson, 1979). Alloy et Abramson (1979) ont demandé à des participants non déprimés et légèrement déprimés de compléter une tâche d'apprentissage de covariation active dans laquelle ils devaient déterminer si leur action (c.-à-d., appuyer sur un bouton) permettait de contrôler une conséquence (l'allumage d'une ampoule). La contingence normative était nulle, c'est-à-dire que l'activation de l'ampoule était indépendante du comportement des participants. Les auteurs rapportent que les participants déprimés étaient moins sujets à l'illusion de contrôle, c'est-à-dire qu'ils étaient moins susceptibles de percevoir leur action comme déterminante sur l'ampoule que les personnes non déprimées. Ces résultats ont été répliqués de nombreuses fois pas la suite (Alloy & Clements, 1992 ; Blanco, Matute, & Vadillo, 2009 ; Msetfi, Murphy, Simpson, & Kornbrot, 2005 ; Presson & Benassi, 2003). Diverses explications ont été suggérées pour expliquer ce phénomène (p. ex., Blanco, Matute, & Vadillo, 2009 ; Blanco, Matute, & Vadillo, 2012). Par exemple, Blanco et collègues (2009) ont montré que les participants déprimés sont moins actifs dans les tâches de covariation active, c'est-à-dire que leur niveau de participation était plus faible que les personnes non déprimées. En conséquence, elles sont moins susceptibles d'être exposées à des facteurs qui biaiserait leur jugement (p. ex., haute fréquence de la probabilité relative de la potentielle cause qui favorise les co-occurrences fortuites de la cause et de l'effet). Blanco, Matute, et Vadillo, (2012) ont appuyé ces résultats en montrant que la relation entre le niveau de dépression et les jugements étaient médiés par le niveau de participation des individus dans une tâche de covariation active où la contingence est nulle. Cette relation causale est soutenue par une deuxième étude, dans laquelle les chercheurs ont demandé aux participants

d'attribuer la potentielle cause dans au moins 50% des cas. Dans ce cadre, le seul prédicteur significatif des jugements était le niveau de participation.

D'autres études empiriques ont montré que les personnes avec des troubles de santé mentale réagissaient différemment à des informations de covariation que la population générale (e.g., Eckblad & Chapman, 1983 ; Brugger & Graves, 1997). De plus, certains auteurs suggèrent que ces différences pourraient être liées plus fondamentalement à des différences dans l'apprentissage associatif (e.g., Byrom & Murphy, 2018). Ainsi une autre source de variabilité individuelle semble dépendre de la manière dont les individus traitent l'information.

4.2 Traitement de l'information

Les différences individuelles dans le traitement de l'information, lors d'une tâche d'apprentissage de covariation, ont été étudiées de manière directe par des études qui s'intéressent à l'utilisation des informations concernant la fréquence de base de l'effet. Par exemple, Osman et Shanks (2005) ont construit quatre tâches de covariation dans lesquelles ils ont manipulé les informations de contingence, de telle manière à faire varier les informations de nécessité, c'est-à-dire les informations relatives à la présence de l'effet lorsque la cause est absente. Les résultats montrent que tous les participants n'accordent pas le même poids aux informations de nécessité ($P(\neg O | C)$). Par ailleurs, les jugements des participants tendent à être congruents avec le poids qu'ils donnent aux informations de nécessité. Ainsi, toutes choses étant égales par ailleurs, les participants qui accordent davantage d'importance aux informations de nécessité tendent à avoir des jugements plus bas que les participants qui tendent à négliger ces informations. Ces résultats sont cohérents avec les études qui suggèrent que les participants ne tendent pas à considérer toutes les informations de contingence comme égales (e.g., Lehman & Mandel, 1998).

D'autres travaux ont étudié de manière indirecte, les différences dans le traitement de l'information, en montrant que la manière dont les individus traitent l'information peut mener à une vulnérabilité à certains biais de covariation (Blanco, Barberia, & Matute, 2015 ; Griffiths, Shehabi, Murphy, & Le Peyley, 2018). Ainsi, Blanco, Barberia, et Matute (2015) étudient les différences individuelles dans les jugements de causalité à travers la manière dont les personnes s'exposent aux informations de contingence. Plus particulièrement, ils suggèrent, à travers l'exemple des croyances paranormales, que les individus qui tiennent pour vraies des croyances paranormales tendent à s'exposer et à accorder davantage d'attention à des informations qui biaisent leur jugement. Dans leur procédure expérimentale, les participants doivent compléter deux tâches d'apprentissage de covariation active, l'une où la contingence normative est nulle ($\Delta_p = 0$), l'autre où la contingence est positive ($\Delta_p = .75$). De plus, les participants complètent diverses

mesures, notamment une échelle de croyances paranormales. Les résultats montrent que l'adhésion à des croyances paranormales est corrélée aux jugements des participants, ainsi qu'à leur niveau de participation, c'est-à-dire la fréquence à laquelle ils ont décidé que la cause était présente. Finalement, les auteurs montrent que la relation entre les croyances paranormales et les jugements est expliquée par le niveau de participation. Autrement dit, la participation est un médiateur de la relation entre croyances paranormales et jugements. Ces résultats suggèrent que les personnes qui tiennent pour vraies des croyances paranormales tendent à s'exposer davantage à des conjonctions où la potentielle cause est présente, ce qui biaise leur jugement. Il semble important de noter que dans les tâches de covariation, les participants devaient évaluer l'efficacité de médicaments pour guérir une maladie. Les instructions n'étaient pas liées aux croyances des individus, ce qui suggère que les différences constatées dans les jugements selon le niveau de croyances paranormales témoignent plus fondamentalement de différence dans le traitement des informations.

Ainsi, les croyances paranormales sont une manière de mesurer ces différences individuelles dans le traitement de l'information. Bien que cette procédure ne s'intéresse pas à l'origine des croyances paranormales des individus, les auteurs suggèrent que ce mode de traitement de l'information pourrait expliquer leur développement.

Griffiths, Shehabi, Murphy, et Le Pelley, (2018) ont continué les travaux de Blanco et al. (2015) sur l'effet de la superstition sur l'illusion de causalité. Les auteurs ont mesuré le degré de superstition des participants. De plus, les participants devaient compléter une tâche d'apprentissage de covariation active où ils devaient étudier la relation entre appuyer sur un bouton et le fait qu'une lumière s'allume ; la contingence normative était nulle. Les auteurs contrôlent pour les effets de la participation en demandant aux sujets de limiter leur l'action à 50% des essais. Les auteurs rapportent une relation linéaire positive, entre le niveau de superstition et le niveau de jugement causal. Cette étude vient compléter les travaux précédents, en suggérant que les biais observés chez les personnes qui ont des croyances paranormales peuvent être perçus sur deux niveaux : la dimension comportementale liée au niveau de participation et le poids différentiel donné aux événements. Les individus tendraient notamment à donner plus de poids aux événements conjonctifs qu'aux événements disjonctifs.

Ainsi, ces études montrent que le degré de croyances superstitieuses des individus témoigne plus fondamentalement d'une différence dans le traitement de l'information. Les personnes avec un haut niveau de superstition tendent à être davantage biaisées par leur comportement, car elles tendent à plus participer. De plus, elles semblent être davantage influencées par un biais de suffisance qui les mènent à donner plus de poids aux événements *a*, qu'aux autres informations (Matute et al., 2015; Matute et al., 2019).

4.3 Utilisation des croyances préalables

Les travaux cités ci-dessus (Blanco et al., 2015 ; Griffiths et al., 2018) suggèrent que les croyances paranormales des individus peuvent être liées à un traitement biaisé de l'information qui les rend plus vulnérables aux biais de covariation. Ainsi, la manière dont les individus traitent l'information forme une première source de variabilité individuelle. Aussi, les croyances que les individus tiennent pour vraies, semblent aussi influencer leur jugement. Toutefois, les études citées ci-dessus n'ont pas directement étudié l'influence des croyances dans la tâche de covariation, et particulièrement sur les jugements de contingence. Torres, Barberia, Rodriguez-Ferreiro (2020) ont reproduit la même méthode en liant directement le scénario de la tâche de covariation, à des thèmes pseudoscientifiques. Il semble important de noter que dans cette étude, les croyances mesurées concernent les pseudosciences, qui peuvent être perçues comme une supra-catégorie des croyances paranormales. Les participants devaient étudier l'efficacité d'une infusion de plantes d'Amazonie pour diminuer les migraines dans une tâche de covariation active où la contingence normative était nulle. Les résultats montrent que le niveau de croyances pseudoscientifiques corrèle positivement avec le jugement des participants. Ainsi, plus les participants tiennent pour vraies ce type de croyances, plus leur jugement augmente.

Les travaux cités jusqu'ici ont principalement étudié un type de croyance (c.-à-d., les croyances paranormales et pseudoscientifiques). Ci-dessus (voir 3.3), nous avons évoqué de manière plus générale, l'influence des connaissances préalables sur les jugements de contingence (Fugelsang & Thompson 2000 ; 2003 ; Fugelsang et al., 2004 ; Fugelsang & Dunbar, 2005 ; Yarritu & Matute, 2015 ; Blanco et al., 2019). Fugelsang et Thompson (2000) qui ont étudié l'influence de la plausibilité de la potentielle cause sur les jugements de contingence ont rapporté dans leurs études l'existence de différences individuelles. Pour rappel, les auteurs ont montré un effet de la plausibilité de la potentielle cause sur les jugements. De plus, la plausibilité de la cause potentielle interagirait avec les informations de covariation, de telle manière que les informations de covariation seraient moins influentes lorsque la potentielle cause est implausible. Aussi, les auteurs rapportent des différences individuelles dans l'utilisation des informations de covariation pour inférer un lien de causalité. Les individus ne combinerait pas les connaissances préalables et les informations de contingence de manière directe. Ainsi, l'interaction entre la plausibilité de la cause potentielle et les informations de contingence rapportées serait constituée de différentes sous populations d'individus, notamment d'un premier groupe d'individus qui s'appuieraient davantage sur la plausibilité de la cause potentielle pour formuler leur jugement, et d'un deuxième qui utiliserait davantage les informations de covariation.

4.4 Différences attentionnelles

Certaines études ont mis en avant des différences individuelles dans les patrons attentionnels, lors de tâches d'apprentissage de contingence (p.ex., Le Pelley, Beesley, & Griffiths, 2011 ; Kruschke, Kappenman, Hetrick, 2005). Par exemple, Le Pelley et al. (2011) rapportent l'existence d'un biais attentionnel dans le traitement des informations de covariation. Les individus accorderaient une plus grande attention aux indices lorsqu'ils sont prédictifs de l'effet, que lorsqu'ils ne le sont pas, ce qui est semblable au biais de suffisance ainsi qu'à sa réciproque, la négligence des informations de nécessité. Les auteurs suggèrent que les différences individuelles dans l'attention donnée aux différents événements doivent pouvoir expliquer les différences dans les jugements (Le Pelley et al., 2011). Cette étude soutient l'idée que les différences individuelles dans les jugements de causalité pourraient être liées plus fondamentalement à des différences dans le traitement de l'information : certains individus accorderaient davantage d'importance aux informations où la potentielle cause est présente, que lorsqu'elle est absente.

4.5 Ambiguïté de l'effet

Comme suggéré au point **3.2**, Blanco et al., (2020) ont rapporté des différences individuelles dans l'interprétation d'informations ambiguës, concernant la présence de l'effet. Pour rappel, dans une tâche de covariation, les participants devaient catégoriser la présence ou l'absence d'un effet. Les informations présentées pouvaient être non-ambiguës ou ambiguës. L'interprétation des effets ambigus comme présents résulte d'une probabilité relative de l'effet plus élevée, ce qui mène à des jugements plus forts. Cette étude révèle des différences individuelles dans l'interprétation de ces informations ambiguës : certains individus seraient davantage conservateurs, alors que d'autres seraient plus libéraux dans leur interprétation de la présence de l'effet (Blanco et al., 2020). Toutefois, les auteurs ne qualifient pas ces différences d'interprétation de plus conservatrice ou libérale.

Les études rapportées montrent l'existence de différences individuelles dans l'apprentissage causal. Ces différences entre les individus ne semblent pas restreintes à un contexte et semblent être liées à plusieurs variables (p. ex., croyances préalables, traitement de l'information, fréquence de base). Les études qui rapportent ces différences individuelles ne qualifient pas systématiquement les processus sous-jacents à ces différences. Dans cette thèse, nous proposons d'étudier les différences individuelles associées au traitement de l'information et les croyances préalables selon le modèle des deux stratégies de raisonnement, qui offre un cadre conceptuel pour analyser les différences individuelles. Dans le chapitre suivant, nous introduisons le modèle des deux stratégies de raisonnement.

CHAPITRE 5

MODÈLE DES DEUX STRATÉGIES DE RAISONNEMENT

Le modèle des deux stratégies de raisonnement est fondé sur la proposition initiale de Vershueren, Schaeken et d'Ydewalle (2005) d'intégrer deux théories majeures du raisonnement, les théories probabilistes (Oaksford & Chater, 2009) et la théorie des modèles mentaux (Johnson-Laird & Byrne, 2002), en une théorie des systèmes duaux. Selon la théorie des modèles mentaux, lors d'une tâche de raisonnement, les personnes génèrent une représentation mentale du problème et cherchent des contre-exemples potentiels à une conclusion. Les théories probabilistes suggèrent plutôt que les personnes génèrent une estimation intuitive de la probabilité qu'une conclusion soit vraie, à partir de l'information accessible.

Le modèle des deux stratégies de raisonnement reprend la proposition de l'intégration de ces deux théories, mais la structure autour d'une théorie des différences individuelles. Ainsi, les individus utiliseraient préférentiellement une de deux stratégies : la stratégie Contre-exemple, associée à un traitement de l'information conforme à la théorie des modèles mentaux, ou la stratégie Statistique, dont le traitement de l'information s'apparenterait à la proposition des modèles probabilistes. Plus fondamentalement, la théorie des deux stratégies de raisonnement rendrait compte de différences dans le traitement de l'information.

Dans ce chapitre, nous décrivons les fondements théoriques du modèle des deux stratégies de raisonnement en introduisant les notions fondamentales du raisonnement et en résumant succinctement la théorie des modèles mentaux, les théories probabilistes et la théorie des deux processus du raisonnement. Nous détaillons, de manière plus exhaustive, les différences fondamentales entre les stratégies ainsi que la généralisation du modèle en dehors du contexte du raisonnement déductif.

5.1 Notions fondamentales du raisonnement

Le raisonnement désigne les activités mentales qui permettent aux individus d'évaluer un ensemble de propositions et de tirer des conclusions (Moshman, 2004 ; Harmann & Macchi, 2003; Johnson-Laird, 1999). Une distinction est généralement faite entre deux types de raisonnement : le raisonnement déductif, qui consiste à tirer une conclusion à partir de prémisses, le raisonnement inductif qui consiste à déterminer une règle à partir d'une série de cas particuliers (Lemaire, 2002).

Lors d'une tâche de raisonnement inductif, les individus vont au-delà des cas particuliers qu'ils observent pour inférer une règle générale (Goswami, 2011). Par exemple :

Tous les oiseaux que j'ai observés volent.

Tous les oiseaux volent.

L'exemple ci-dessus permet d'illustrer le processus inductif. Plus fondamentalement, le processus inductif consiste à générer une nouvelle connaissance à partir des régularités de l'environnement (Lemaire, 2002). Certains auteurs suggèrent que ces processus permettent de réduire notre incertitude face à notre environnement (e.g., Hummel & Holyoak, 1997). Toutefois, les principes généraux que nous pouvons extraire de l'environnement ne sont pas certains. L'existence d'un contreexemple à la conclusion inférée permet de la contredire directement et de la rendre caduque. Par exemple, « les manchots sont des oiseaux qui ne volent pas ». Ainsi, les conclusions issues de l'induction sont vraies tant qu'un potentiel contreexemple n'a pas été détecté.

Par opposition, le raisonnement déductif ne permet pas de générer de nouvelles connaissances, mais de déduire des conclusions certaines, si les prémisses sont vraies. Le raisonnement déductif est donc le processus inverse de l'induction, car il consiste à tirer une conclusion sur un cas particulier à partir d'un principe général (Evans, 2019). Par exemple :

Tous les oiseaux volent,

Les pingouins sont des oiseaux

Donc les pingouins volent.

Dans cet exemple, si les prémisses sont vraies alors la conclusion est nécessairement vraie.

Pour évaluer les performances des individus lors d'une tâche de raisonnement déductif, le cadre normatif de la logique classique est souvent utilisé, car il permet d'évaluer le caractère valide des conclusions déduites (cette conclusion est-elle valide ? Oui / Non). Ainsi, selon la logique classique, une conclusion est considérée comme valide si elle suit nécessairement les prémisses. Il est important de distinguer la validité de la vérité. Une conclusion est valide si elle découle nécessairement des prémisses, alors qu'elle est vraie si les prémisses sont vraies. La logique classique ne s'intéresse pas au jugement de vérité qui dépend d'un corpus de connaissances externes (Andler, 1995). Elle se focalise sur la cohérence des relations entre les prémisses, de manière telle à s'écarter des connaissances de fond. La logique s'intéresse donc à la structure des prémisses et ne peut dépendre du contenu des croyances, car débattre du contenu demande des références

externes. En ce sens, une des propriétés d'une déduction logique est qu'elle est monotone, c'est-à-dire que l'ajout d'une prémisse ne peut venir contredire la conclusion (Andler, 1995).

Le raisonnement déductif a été particulièrement étudié à travers le raisonnement conditionnel. Le raisonnement conditionnel consiste en l'inférence d'une conclusion à partir d'informations conditionnelles, par exemple « Si P, alors Q ». Un énoncé conditionnel est généralement constitué de deux prémisses suivies d'une conclusion. La prémisse majeure est constituée d'un antécédent « P » et d'un conséquent « Q ». Cette prémisse majeure détermine la condition nécessaire pour que la conclusion soit vraie. La prémisse mineure définit la condition suffisante, mais non nécessaire (Lemaire, 2002). La prémisse mineure consiste en l'affirmation ou la négation de l'antécédent ou du conséquent. Les variations de la prémisse mineure permettent d'obtenir quatre formes d'inférences, synthétisées dans la table ci-dessous (Table 5.1), dont deux formes sont considérées valides le *Modus Ponens* (MP) et le *Modus tollens* (MT). Les autres formes, *l'Affirmation du Conséquent* (AC) et le *Déni de l'Antécédent* (NA), sont considérées comme des formes invalides.

Tableau 5.1. Inférences conditionnelles selon les variations de la prémisse mineure

	MP	MT	AC	NA
Prémisse majeure	Si P, alors Q	Si P, alors Q	Si P, alors Q	Si P, alors Q
Prémisse mineure	P est vrai	Q est faux	Q est vrai	P est faux
Conclusion	Q est vrai	P est faux	P est vrai	Q est faux

La distinction entre les formes valides et invalides réside dans la relation de suffisance entre l'antécédent et le conséquent. La prémisse « Si P, alors Q » indique une relation de suffisance entre « P » et « Q », de telle manière que lorsque « P » se produit, alors « Q » se produit aussi. Toutefois, la présence de Q n'implique pas nécessairement la présence de « P ». Une interprétation des formes d'inférences AC et NA comme valide implique une interprétation biconditionnelle de la prémisse majeure, c'est-à-dire que l'on considère la prémisse comme « Si et seulement si P alors Q ». Autrement dit, la forme logique du AC serait considérée comme valide, si l'antécédent et le conséquent avaient une relation de nécessité. Il semble important de noter que les performances des individus varient selon la forme du problème (Klauer, Beller, & Hütter,

2010). Effectivement, les personnes auraient de bien meilleures performances sur les formes valides (MP et MT) que sur les formes logiques invalides. Ainsi, les théories du raisonnement ont cherché à rendre compte des processus cognitifs en jeu lors de la formation d'un jugement de validité. Elles ont aussi cherché à expliquer les différences de performance selon la forme du problème (Johnson-Laird & Byrne, 2001; Oaksford & Chater, 2020).

5.2 Modèles Mentaux

La théorie des modèles mentaux a initialement été proposée par Johnson-Laird (1983). Le modèle cherche à expliquer la manière dont les humains se représentent un problème, ainsi que les étapes auxquelles les personnes ont recours pour pouvoir y répondre.

Lorsqu'ils sont exposés à un problème, les individus forment en mémoire de travail des représentations mentales du problème qui consistent en une série d'états possibles des différents objets impliqués, ainsi que de leurs relations (Johnson-Laird & Byrne, 1991; Johnson-Laird, 2010). Un modèle est alors une représentation isomorphe aux caractéristiques du problème donné (Johnson-Laird, 2006). Autrement dit, un modèle est une représentation générée à partir des caractéristiques du problème. Par exemple, dans l'énoncé « Marie est plus grande que Charles qui est plus grand que Jacques », il est possible de produire le modèle suivant :

Marie > Charles > Jacques

Ce modèle est le seul qui peut être produit à partir de cet énoncé. Ainsi, s'il est demandé de juger de la validité de la conclusion : « Jacques est plus petit que Marie », les individus tendront à accepter la conclusion. Toutefois, si nous modifions l'énoncé de telle manière à ce que Charles soit plus petit que Jacques, alors nous pouvons dériver trois modèles différents :

Marie > Jacques > Charles

Jacques > Marie > Charles

Marie = Jacques > Charles

Le premier modèle suggère que la conclusion est valide, alors que les deux autres forment des contrexemples à la conclusion (Johnson-Laird, 1995). Ainsi, l'existence d'un modèle alternatif entraînerait alors le rejet de la conclusion.

La théorie des modèles mentaux propose que dans le cadre du raisonnement déductif, les individus forment des représentations des prémisses sous forme de modèles et les utilisent pour dériver une ou plusieurs

conclusions (Johnson-Laird & Byrne, 2002). L'existence d'une conclusion alternative congruente avec les prémisses induirait alors le rejet de la conclusion.

Selon la théorie des modèles mentaux, plus un problème induit la formation de nombreux modèles, plus les personnes auront besoin de temps pour formuler une réponse et plus ils seront susceptibles de commettre des erreurs. Aussi, les erreurs peuvent survenir lorsque les personnes ne construisent pas l'ensemble des modèles nécessaires (Johnson-Laird, 2010). La génération des modèles mentaux étant dépendante de la capacité de mémoire de travail, les différences individuelles dans les performances peuvent être expliquées par des différences de capacité de mémoire de travail (Markovits, Doyon, & Simoneau, 2002). Finalement, l'interprétation faite des prémisses peut faire varier la manière dont les relations entre l'antécédent et le conséquent sont perçues, ce qui peut aussi expliquer une partie de la variabilité des réponses.

La forme logique MP induit la formation du modèle « P Q » qui est suffisant pour accepter la conclusion. Ainsi, du fait de ce modèle unique, les personnes tendent à accepter la conclusion, ce qui est congruent avec les normes de la logique. Toutefois, la forme logique AC induit des déviations de la norme, car elle nécessite la formation de différents modèles et dépend de l'interprétation des prémisses. Effectivement, une inférence de la forme « Si P alors Q, Q, conclusion suggérée : P », peut induire la formation de différents modèles selon l'interprétation des prémisses qui est produite. Si la prémisse « P implique Q » est interprétée de manière biconditionnelle, c'est-à-dire comme : « si et seulement si P alors Q », alors deux modèles sont produits : « $\neg P \neg Q$ » ou « P Q ». Cette interprétation ne mène pas à la production d'un modèle incongruent avec la conclusion, ce qui mène à l'acceptation de la conclusion. En contraste, une interprétation conditionnelle induit la formation de quatre modèles potentiels « P Q », « $\neg P Q$ », « $\neg P \neg Q$ », « P $\neg Q$ ». Ici, le modèle « $\neg P Q$ » est un modèle incongruent avec la conclusion qui devrait mener au rejet de la conclusion.

Ainsi, la théorie des modèles mentaux suggère que lors d'une tâche de raisonnement, les personnes utilisent les paramètres clés de la tâche, pour former une représentation mentale du problème et y répondre. Les principales critiques de la théorie des modèles mentaux ont été formulées par les théories probabilistes (Oaksford & Chater, 2009) qui se sont initialement construites en opposition. En effet, les théories probabilistes formulent une critique de l'utilisation de la logique classique comme norme, pour évaluer le raisonnement. De plus, les théories probabilistes critiquent la théorie des modèles mentaux, car elle ne tiendrait pas compte des connaissances préalables des individus et de leur influence sur le raisonnement (Oaksford et Chater, 2019).

5.3 Modèles probabilistes

Pour les théories probabilistes, le raisonnement humain est marqué par l'incertitude (Oaksford & Chater, 2009 ; Oaksford & Chater, 2020). Cette incertitude est le reflet de l'utilisation des connaissances antérieures des individus pour raisonner. En ce sens, les modèles probabilistes rompent avec la logique classique en affirmant que le raisonnement n'est pas monotone : le raisonnement de la vie quotidienne est davantage marqué par des conjonctures incertaines que par des déductions certaines (Oaksford & Chater, 2009, Evans & Over, 2004 ; Evans, Over, & Handley, 2005; Oaksford, Chater, & Larkin, 2000). Ainsi, les tenants des théories probabilistes suggèrent que lors de l'évaluation de la validité d'une conclusion, le raisonnement des individus est marqué par un mode de traitement de l'information probabiliste plus que par un processus similaire aux principes de la logique.

Particulièrement, les individus évalueraient la validité d'une conclusion à partir de l'évaluation subjective des probabilités des prémisses, qui se traduisent par un niveau de croyance. La probabilité de la prémisse majeure, P (Si P, alors Q) correspond à la probabilité du conséquent étant donné l'antécédent soit $P(Q|P)$. L'évaluation de la prémisse majeure est effectuée en supposant que l'antécédent est vrai.

Ainsi, face à un problème de la forme MP, la probabilité que la conclusion soit vraie est égale à la probabilité que la prémisse majeure soit vraie. Par exemple, si le problème suivant est donné aux participants :

S'il pleut, alors le sol sera mouillé

Il pleut

Le sol est mouillé

Selon les théories probabilistes, les personnes évaluent la probabilité $P(Q | P)$ en supposant que P est vrai. La prémisse mineure informe que P est vrai. Ainsi, la probabilité que la conclusion soit vraie doit être égale à la probabilité estimée lors de l'évaluation de la prémisse majeure.

Pour les autres formes logiques, le processus suggéré d'évaluation de la conclusion serait légèrement différent. Prenons l'exemple suivant :

S'il pleut à Montréal alors il y aura un accident de la route à la sortie 82,

Il y a un accident de la route à la sortie 82

Il pleut à Montréal

Face à un problème de cette forme (c.-à-d., AC) les personnes doivent évaluer la probabilité qu'il pleuve, étant donnée l'occurrence d'un accident à la sortie 82, $P(Q | P)$. Dans cette situation, les théories probabilistes suggèrent que les personnes évaluent aussi les probabilités marginales, c'est-à-dire les probabilités non conditionnelles des événements, soit la probabilité de l'accident à la sortie 82 $P(Q)$ et la probabilité qu'il pleuve à Montréal $P(P)$ (Oaksford et al., 2000). Ainsi, à partir des probabilités marginales et de la probabilité estimée de la prémisse majeure, $P(Q | P)$, les personnes pourraient estimer la probabilité de $P(P | Q)$.

Ainsi, lors de l'évaluation de la validité d'une conclusion, les personnes utiliseraient leurs connaissances préalables pour évaluer les prémisses et particulièrement l'évaluation de la probabilité de l'occurrence de P et Q (Oberauer & Wilhelm, 2003 ; Evans, Ellis, & Newstead, 1996). Selon les théories probabilistes, lorsque les individus sont confrontés à un problème de raisonnement conditionnel. La tendance à accepter une conclusion est directement liée à la probabilité de la prémisse conditionnelle, étant donnée la prémisse catégorielle (Oaksford et al., 2000).

La divergence fondamentale entre la théorie des modèles mentaux et les théories probabilistes réside dans le processus inféré pour expliquer le traitement de l'information (Markovits, Forgues, & Brunet, 2012). Les théories probabilistes suggèrent que l'évaluation de la validité d'une conclusion est basée sur l'évaluation subjective des probabilités que les prémisses soient vraies. En contraste, les modèles mentaux ne postulent pas d'un traitement statistique de l'information, mais infèrent l'existence d'un traitement catégoriel de l'information en suggérant qu'un seul cas incongruent avec la conclusion est suffisant pour la rejeter. En ce sens, le processus sous-jacent au raisonnement postulé par les modèles mentaux correspond aux normes de la logique alors que les modèles probabilistes postulent l'inférence de probabilités pour évaluer la force d'une conclusion. En ce sens, les deux théories ne rendraient pas compte du même processus, ce qui suggère que l'opposition entre les deux modèles n'est pas antinomique. De plus, les individus ne recourraient pas à un seul type processus pour raisonner (Markovits, Lortie-Forgues, & Brunet, 2010 ; Markovits & Handley, 2005, Singmann & Klauer, 2011). Par exemple, Markovits, Lortie-Forgues, et Brunet (2010) ont montré que l'utilisation de réponses continues pour juger de la validité d'une conclusion favorisait un traitement probabiliste de l'information. Ainsi, en tant que théories aux processus unitaires, les théories des modèles mentaux et les théories probabilistes ne pourraient pas rendre compte du raisonnement humain. En ce sens,

Vershueren et al. (2005) proposent de ressembler ces deux théories en une théorie structurée autour des processus duaux (ou deux processus).

5.4 Théorie des deux processus du raisonnement déductif

Avant de détailler davantage la théorie des deux processus du raisonnement déductif, nous contextualisons l'idée sous-jacente aux théories des deux processus. Les théories des deux processus proposent généralement de conceptualiser la cognition comme structurée sur deux types de pensée qui coexisteraient au sein d'un même individu. La pensée de Type 1 et la pensée de Type 2 (Evans, 2018). Bien qu'il existe une pluralité de conceptualisation de chacun de ces systèmes, par souci de synthèse, nous présenterons seulement les caractéristiques principales, généralement communes aux modèles.

Les modèles des processus duaux conçoivent généralement le raisonnement humain à travers deux processus qualitativement différents. Les processus de Type 1, sont vus comme automatiques, rapides et davantage basés sur des processus associatifs (Evans, 2018 ; Kahneman, 2003). En contraste, les processus de Type 2, sont définis comme des processus plus lents et coûteux, car dépendants de la mémoire de travail. Lors d'un problème de raisonnement ou d'une prise de décision, les processus de Type 1 proposeraient automatiquement et rapidement une réponse. Toutefois, cette réponse pourrait être inhibée par les processus de Type 2, mais ce processus n'est pas systématique. Ce défaut d'intervention, liée à la vitesse de production des réponses, serait la source de certains biais cognitifs (Kahneman, 2011 ; Newman, Gibb, & Thomson, 2017 ; Stanovich & Toplak, 2012). Dans le cadre des théories de deux processus, les différences individuelles dans les performances aux tâches de raisonnement sont généralement expliquées par des différences de capacités cognitives entre les individus. Ainsi, la distinction Type 1 ou 2 est généralement basée sur une opposition de processus fondamentaux (p. ex., associatifs vs basée sur la mémoire de travail)

La théorie des deux processus du raisonnement conditionnel (Vershueren et al. 2005) reprend cette distinction et propose de considérer les processus de Type 1 comme relevant d'un traitement probabiliste de l'information, c'est-à-dire un traitement congruent avec les théories probabilistes. En contraste, la pensée de Type 2 traduirait un traitement de l'information plus lent et cognitivement coûteux, qui s'apparenterait à la théorie des modèles mentaux. Lors d'un problème de raisonnement, les individus auraient accès aux deux types de processus. Le recours à un processus plutôt qu'à un autre serait déterminé par des éléments contextuels, comme la présence d'une pression temporelle. En ce sens, Vershueren et al. (2005) montrent que lorsque les individus doivent résoudre des problèmes de raisonnement conditionnel sous pression temporelle, leur jugement est davantage corrélé à la probabilité perçue que la conclusion soit vraie, alors

que lorsqu'il n'y a pas de pression temporelle, celui-ci dépend davantage de la présence ou non d'un contrexemple.

5.5 Modèle de deux stratégies de raisonnement

À partir de cette proposition initiale, Markovits et al., (2012) proposent de caractériser cette différence qualitative dans la manière d'aborder une tâche de raisonnement à travers l'idée de stratégies de raisonnement. Dans les études initiales, Markovits et collègues (2012 ; Markovits et al., 2013) suggèrent que les individus aient accès aux deux stratégies simultanément et que le choix d'une stratégie est contextuel aux facteurs de la tâche. La stratégie Statistique serait la stratégie par défaut. En contraste, la stratégie Contrexemple étant plus coûteuse cognitivement et plus lente, elle serait utilisée lorsque les contraintes contextuelles le permettent. Ainsi, la proposition initiale est compatible avec la proposition de la théorie des deux processus, car la stratégie Statistique rendrait compte d'un traitement intuitif de l'information et la stratégie Contrexemple d'un traitement davantage analytique. Cette compatibilité serait soutenue par la tendance qui pousse des personnes avec de moins bonnes performances, à utiliser davantage une stratégie Statistique (Markovits et al., 2012)¹. Ainsi, les premières études viennent étendre le modèle de Vershueren et al., (2005) en proposant une tâche pour distinguer les raisonneurs probabilistes (Statistiques) et les raisonneurs par modèles mentaux (Contrexemple). Cette tâche diagnostique des stratégies est détaillée ci-dessous (Voir 5.5.1).

Les études subséquentes (Gagnon-St-Pierre, Doucerain, Markovits, 2021 ; Gratton & Markovits, 2021, Markovits, 2019) ont montré que la différence entre les stratégies de raisonnement expliquait des différences de performance entre les individus au-delà des capacités cognitives. En effet, la stratégie de raisonnement endossée par les participants permettait de prédire les différences de performance dans diverses tâches de raisonnement, ce qui suggère que le modèle décrit davantage des différences dans le traitement de l'information (Markovits et al., 2017 ; De Chantal et al., 2020 ; Thompson & Markovits, 2021). Cette vision du modèle est soutenue par des études qui montrent que le modèle des deux stratégies prédit les différences individuelles, au-delà des mesures traditionnelles de différences individuelles (p. ex., le quotient intellectuel) lors de tâches de raisonnement (Thompson & Markovits, 2021 ; Markovits et al., 2021). De plus certaines

¹ Toutefois, il semble important de noter que stratégie Contrexemple n'est pas synonyme de « bonne réponse », ou dans le cadre du raisonnement déductif, synonyme d'une plus grande sensibilité aux formes logiques. Dans une tâche de raisonnement où sont associées à des formes valides d'inférence, des informations statistiques qui suggèrent très peu de contrexemples, les raisonneurs Contrexemples tendent à davantage rejeter la conclusion que les stratégies statistiques et *de facto* s'écartent de la réponse normative (Markovits et al., 2017). Ainsi, la stratégie Contrexemple est davantage associée à la génération et à la sensibilité à de potentiels contrexemples.

études rapportent des différences selon la stratégie de raisonnement qui ne sont pas congruentes avec la proposition de la théorie des deux processus. Par exemple, Markovits et al., (2018) rapportent des différences dans le traitement des émotions chez les raisonneurs Statistiques, selon leur genre. De plus, Markovits (2019) montre une interaction similaire entre le genre et la stratégie de raisonnement dans une tâche de rotation mentale, avec une différence selon le genre chez les personnes qui utilisent une stratégie Statistique. Ces différences genrées ne sont pas congruentes avec la dichotomie proposée par les systèmes duaux.

Finalement, des études récentes suggèrent que le modèle des deux stratégies capture des différences attentionnelles (De Chantal et al., 2019 ; Thompson, 2021), ce qui laisse entendre que la stratégie de raisonnement est déterminée par la manière dont l'information est traitée. Ceci est cohérent avec les études qui montrent que la stratégie de raisonnement prédit les performances dans des tâches de jugement, comme la sensibilité aux biais sociaux (Gagnon-St-Pierre, Doucerain, & Markovits, 2021) ou la sensibilité aux fausses nouvelles (Gratton & Markovits, 2021).

Ainsi, le modèle s'est détaché de la vision des théories des deux processus du raisonnement déductif qui suggère que les personnes ont accès aux deux types de pensée, déterminées par le contexte. Le modèle des deux stratégies de raisonnement suggère que les participants utilisent préférentiellement une stratégie déterminée par la manière dont ils traitent l'information lorsqu'un problème de raisonnement leur est présenté ou qu'ils doivent formuler un jugement. Les personnes utilisant préférentiellement une stratégie Statistique tendent à générer une estimation intuitive de la probabilité d'une conclusion, à partir des informations accessibles à propos du jugement en question. Les personnes utilisant une stratégie Contrexemple se focalisent sur une quantité restreinte d'informations clés et sont particulièrement sensibles à de potentiels contrexemples.

5.5.1 Déterminer la stratégie de raisonnement

Les premières études associées à ce modèle ont été conduites dans le contexte du raisonnement déductif et c'est donc dans ce cadre qu'a été développée la tâche diagnostique des stratégies. L'objectif initial de la tâche était de détecter les personnes qui raisonnent de manière probabiliste ou selon les modèles mentaux. Cette tâche initiale a finalement été adaptée pour évaluer la stratégie préférentiellement utilisée par les participants (Markovits, Forgues, & Brunet, 2012 ; Markovits, Brunet, Thompson, & Brisson, 2013).

La tâche d'évaluation des stratégies consiste en 13 inférences conditionnelles construites avec du contenu abstrait et présentées dans un contexte imaginaire. Les participants doivent évaluer la validité des

conclusions à partir de prémisses conditionnelles qui rapportent des faits observés sur une nouvelle planète nommée Kronus. Parmi les 13 problèmes, trois sont des Modus Ponens de la forme « P implique Q, P est vrai, Q est vrai ». Ces problèmes sont utilisés pour augmenter la variabilité des réponses des participants.

Les problèmes clés sont 10 problèmes de la forme « P implique Q, Q est vrai, P est vrai » (c.-à-d., Affirmation du Conséquent). Chaque inférence est accompagnée d'informations statistiques explicites à propos des fréquences relatives d'occurrence de P et Q, mais aussi d'occurrence de Q en l'absence de P. Les informations P&Q et non-P&Q permettent de calculer le ratio de probabilité que la conclusion soit vraie. Parmi les 10 problèmes cibles, cinq inférences sont associées à des informations statistiques qui indiquent une probabilité élevée (environ 90%) que P soit vrai, c'est-à-dire un ratio 90 :10 d'information P&Q et non-P&Q. Les cinq autres inférences cibles sont associées à des informations statistiques indiquant une faible probabilité que P soit vrai (environ 50%) (c.-à-d., un ratio 50 :50). L'exemple ci-dessous montre un problème pour un AC avec une probabilité faible.

“By studying the unique wildlife of Kronus, biologists have made a discovery about the birds. They state that: **If a bird has water in its beak, then the color of its plumage will change.**

Of the 1,000 birds they examined recently, scientists have made the following observations:

500 birds had water in their beak and the colour of their plumage has changed.

500 birds have not had water in their beak and the colour of their plumage has changed.

From this information, James reasoned as follows:

If a bird has water in its beak, then the color of its plumage will change.

Observation: **The colour of the plumage of a bird has changed.**

Conclusion: **The bird has water in its beak.**

Indicate whether the conclusion of James can be drawn logically or not from the information provided.”

Grâce aux réponses à ces problèmes, il est possible de distinguer deux types de traitement de l'information. Toutes les inférences ayant un certain niveau de contrexemples (non-P et Q), un traitement de l'information associé à la stratégie Contrexemple devrait mener au rejet de toutes les conclusions. En contraste, un traitement de l'information conforme à la stratégie Statistique devrait mener à une acceptation des inférences avec une probabilité élevée plus souvent que les inférences avec une probabilité faible. De plus, cette différence dans les niveaux d'acceptation devrait refléter les différences en probabilité. Ainsi, les participants qui acceptent au moins 40% plus les inférences associées à une forte probabilité d'occurrences de P et Q que celles avec une faible probabilité sont catégorisés comme stratégie Statistique. Cette catégorisation permet de classer entre 65% et 75% des participants dans une de ces deux stratégies de raisonnement. Les participants restants étaient jusqu'ici classifiés comme « autre » et exclus des analyses.

Une étude récente, qui a cherché à comparer la performance prédictive de la stratégie et de différentes mesures de différences individuelles sur diverses tâches a rapporté que les participants non classifiés correspondent à deux sous-catégories de participants (Thompson & Markovits, 2021). La première regroupe des individus qui utilisent de manière inconsistante les deux Stratégies, nommés Intermédiaire. La deuxième catégorie désigne des personnes qui ne comprennent pas la nature de la tâche et qui sont donc classifiés comme des participants « autres ».

5.5.2 Stratégies traitement de l'information

Dans le contexte du raisonnement déductif, il a été suggéré que la différence fondamentale entre les stratégies était une différence qualitative, qui se reflète dans la manière dont les informations sont traitées. Cette distinction se reflète de deux façons principales, (i) la manière dont les informations associées aux prémisses sont traitées, (ii) le traitement de l'information dérivée des prémisses.

5.5.2.1 Information associée aux prémisses

Plusieurs des études conduites ont étudié les jugements de validité d'inférences conditionnelles (Si P, alors Q) (Markovits et al., 2012 ; Markovits et al., 2013 ; Markovits et al., 2015). Ces études montrent que lors de la formation d'un jugement de validité d'une conclusion, les personnes qui utilisent une stratégie Statistique accordent davantage d'importance aux informations concernant l'association entre l'antécédent et le conséquent en comparaison aux personnes qui utilisent une stratégie Contrexemples. L'association entre l'antécédent et le conséquent désigne le ratio entre P et Q et P et non-Q, qui est une mesure de la suffisance d'une prémisse conditionnelle (Thompson, 1994). Ainsi, lors d'une tâche de raisonnement déductif, les informations de suffisance ont un impact supérieur sur les jugements de validité des stratégies statistiques en comparaison à la stratégie Contrexemple. Il est possible de formuler un parallèle indirect

entre les paramètres d'une tâche de raisonnement déductif et une tâche de contingence, dans lesquels nous retrouvons des informations de suffisance et de nécessité. Nous détaillons davantage ce dernier point ci-dessous (6.2).

5.5.2.2 Information dérivée des prémisses

Lors d'une telle tâche de raisonnement, les deux stratégies utilisent leurs connaissances concernant le contenu des prémisses pour évaluer la validité de la conclusion. La distinction entre les stratégies réside dans la manière dont ces informations sont utilisées. Effectivement, l'utilisation d'une stratégie Statistique implique la génération d'une estimation de probabilité concernant la véracité d'une conclusion. Cette estimation est basée sur un ensemble d'informations stockées en mémoire. Autrement dit, les stratégies statistiques évaluent la probabilité que la conclusion soit vraie dans le contexte global des informations disponibles, alors que les stratégies Contrexemple utilisent ces connaissances pour générer un contreexemple (Markovits et al., 2015). Ainsi, lors d'une tâche de raisonnement, les stratégies statistiques sont davantage influencées par des facteurs contextuels liés à la tâche (Markovits et al., 2017).

Cette distinction dans l'utilisation de l'information stockée en mémoire peut permettre d'expliquer l'effet plus important des effets contextuels chez les raisonneurs Statistiques. Par ailleurs, il peut aussi permettre d'expliquer les différences entre les stratégies lors de l'évaluation de la validité d'une conclusion (Brisson & Markovits, 2020). Effectivement, lors de l'évaluation de la validité d'une conclusion, les deux stratégies activent des connaissances relatives aux prémisses, notamment des explications alternatives. Toutefois, ces explications ne sont pas utilisées de la même manière. L'utilisation d'une stratégie Statistique induira la pondération de l'estimation de probabilité que la conclusion soit vraie par le nombre d'alternatives disponibles. En contraste, la présence d'une explication alternative sera suffisante pour rejeter la conclusion selon la stratégie Contrexemple.

Une interprétation de ces résultats suggère que les stratégies Contrexemple accordent davantage d'importance aux contreexemples que les stratégies statistiques : moins d'informations sont nécessaires pour rejeter la conclusion. Ainsi, les personnes utilisant une stratégie Contrexemple peuvent être considérées comme plus conservatrices que les stratégies statistiques concernant la validité d'une conclusion.

Le contexte théorique rapporté ci-dessus suggère que certaines informations entraînent une déviation des jugements de la contingence normative (p.ex., croyances préalables, paramètres de contingence) (Matute et al., 2019). Bien que ces déviations semblent systématiques, il existe une variabilité importante dans les jugements des participants, ce qui suggère l'existence de différences individuelles (Blanco et al., 2020,

Osmar et al., 2005). Nous pouvons nous demander ce qui caractérise ces différences individuelles. Particulièrement, nous pouvons nous demander si le modèle des deux stratégies de raisonnement permet d'expliquer cette variabilité dans les jugements de causalité. L'objectif de la présente thèse est d'étudier les différences individuelles dans l'apprentissage causal basé sur la covariation. Particulièrement, l'objectif est d'étudier si le modèle des deux stratégies de raisonnement peut expliquer les différences individuelles dans la formation d'un jugement de contingence à partir d'information de covariation.

Le projet est structuré autour de deux séries d'études qui ont pour objectif d'étudier des sources de variabilité pouvant être expliquées par le modèle des stratégies de raisonnement : (i) la sélection de l'information, (ii) les croyances préalables.

CHAPITRE 6

PREMIER ARTICLE - PROBLÉMATIQUE ET HYPOTHÈSES GÉNÉRALES

La première série d'études s'intéresse à la sélection de l'information lors de tâches d'apprentissage de covariation selon la stratégie de raisonnement.

Nous suggérerons un parallèle entre les résultats des études sur la sélection de l'information dans le contexte du raisonnement déductif et lors de tâches d'apprentissage de contingence. Effectivement, dans le cadre du raisonnement déductif, une plus grande focalisation sur les informations de suffisance des prémisses a été associée à une plus grande tendance à accepter des conclusions invalides (Thompson, 1994). De plus, dans le cadre de l'apprentissage de contingence, des résultats similaires ont été obtenus, c'est-à-dire qu'une plus grande attention portée aux informations de nécessité de la potentielle cause est associée à des jugements de contingence plus fort (Mandel & Lehman, 1998).

L'index de contingence regroupe les deux composantes de suffisance et de nécessité. En particulier, le taux relatif de l'effet en présence de la cause ($a / (a + b)$) détermine la suffisance de la potentielle cause, alors que le même ratio en absence de la cause ($c / (c + d)$) est inversement lié à la nécessité (qui est $1 - (c / (c + d))$). Ainsi, à partir des propositions théoriques du biais de suffisance, qui suggère que les individus accordent davantage d'importance aux événements où la potentielle cause est présente (Mandel & Lehman, 1998), il peut être pertinent d'analyser les indices de suffisance et de nécessité comme deux indicateurs distincts qui influencent les jugements de contingence des participants. Nous nommons le ratio de succès et d'échec lorsque la potentielle cause est présente (c.-à-d., la suffisance), $RS(C)$. De plus, nous nommons le même ratio de succès et d'échec lorsque la potentielle cause est absente (c.-à-d., la nécessité), $RS(\text{non-}C)$.

$$RS(C) = \frac{a}{b + a}$$

$$RS(\text{non} - C) = \frac{c}{d + c}$$

Équation 6.1. Équation du ratio suffisance ($RS(C)$) et de nécessité de a potentielle cause ($RS(\text{non-}C)$)

Ainsi, les éléments théoriques et empiriques rapportés jusqu'ici suggèrent que $RS(C)$ devrait avoir un impact plus important sur les jugements causaux que $RS(\text{non-}C)$.

Concernant les différences individuelles, comme suggéré ci-dessus, dans le cadre du raisonnement déductif, il a été montré que les stratégies Statistique accordent davantage d'importance aux informations de suffisance des prémisses pour évaluer la validité d'une conclusion. Dans le cadre de l'apprentissage de contingence, un traitement plus intuitif de l'information est associé à une plus grande focalisation sur les informations de suffisance de la potentielle cause (Hattori et al., 2017). Nous suggérons que les stratégies Statistiques ayant un traitement plus intuitif de l'information seront plus sensibles au biais de suffisance lors d'une tâche d'apprentissage de covariation. Ainsi, nous émettons l'hypothèse que selon la stratégie de raisonnement, les personnes n'accorderont pas la même attention aux informations de suffisance RS(C) et de nécessité (RS(non-C)). Particulièrement, nous émettons l'hypothèse que les jugements de contingence des stratégies Statistiques seront davantage influencés par RS(C) alors que le patron inverse devrait être observé pour les jugements des stratégies Contrexemple.

CHAPITRE 7

PREMIER ARTICLE – A DUAL STRATEGY ACCOUNT OF INDIVIDUAL DIFFERENCES IN INFORMATION PROCESSING IN CONTINGENCY JUDGEMENTS

7.1 Abstract

The dual strategy model of reasoning suggests that people can either use a *Statistical* or a *Counterexample* strategy to process information related to problem premises. This model captures individual differences in various forms of reasoning. Previous studies on contingency learning have shown a sufficiency bias: people give more importance to events where the potential cause is present (sufficiency) rather than events where the potential cause is absent (necessity). In these studies, we examine the hypothesis that difference in strategy use predicts individual differences in use of sufficiency information in contingency judgements. Study 1 used an active learning contingency task. Results showed that Statistical reasoners were more influenced by sufficiency information than Counterexample reasoners. Study 2 used a passive learning contingency task, where sufficiency was constant and only necessity information (based on outcomes when the potential cause was absent) was varied. Results showed that Counterexample, but not Statistical reasoners were sensitive to necessity information. These results demonstrate that strategy use is correlated with individual differences in information processing in contingency learning.

7.2 Introduction

One of the few points of consensus on human reasoning seems to be its variability. There is a great deal of evidence that people will respond differently to what are on the surface equivalent problems. For example, the belief bias effect shows that given a set of premises and a putative conclusion, judgments about whether the conclusion is logically valid are influenced not only by “logical” criteria but also by prior knowledge and beliefs (Evans, Barston, & Pollard, 1983). In other words, people use different sources of information in order to make their judgments. Understanding the interplay between individual characteristics and the way that multiple information sources are processed is thus a key problem in understanding variation in judgment. In the following, we specifically examine individual differences in the way that covariation information is used to generate causal judgments, within a dual strategy framework.

Although there are differing theories about the way that humans form causal knowledge (see Perales & Shanks, 2007; Hattori & Oaksford, 2007 for overviews), it is clear that people can use covariation information to generate perceptions of causality, particularly when the putative cause for a given effect is predetermined. In fact, in many contexts (e.g. drug efficacy, etc.) covariation information is the major basis for establishing causality. The covariation between two binary variables is usually represented as a 2X2 matrix where the frequency of each of the four combinations of a potential cause, C (e.g. a drug) and an outcome, O (e.g. a cure) are represented. Type a events occur when both C and O co-occur (e.g. the drug is given and the patient recovers), type b events occur when C is true but O is not (e.g. the drug is given but the patient does not recover). In type c events, C does not occur and O does (e.g. the patient recovers when the drug has not been given). Finally, in type d events, neither C nor O occurs (e.g. the drug has not been given and the patient does not recover).

The Δ_p index (Allan & Jenkins, 1980) is a commonly accepted normative measure of contingency which is based on covariation information, and which under normative conditions should determine estimations of causality. This index is the probability that the outcome occurs in the presence of a putative cause minus the probability that it occurs in the absence of the cause, and can be computed by using the frequency of the four types of trial.

$$\Delta_p = P(O|C) - P(O|\text{not-C}) = \frac{a}{a+b} - \frac{c}{c+d}$$

Several studies have found that when given covariation information people’s judgments of causality are indeed correlated with Δ_p (Gopnik, Sobel, Schulz, & Glymour, 2001; Beckers, Vandorpe, Debeys, & De Houwer, 2009; Cheng & Novick, 1992). However, systematic departures from normative contingency have

also been reported (Ward & Jenkins, 1965; Shanks, 1995; Matute et al., 2015; Blanco, Matute, & Vadillo, 2011).

Estimations of contingency have been shown to be biased by the tendency of people to use forms of information that are not normatively appropriate. Use of these forms of information are most clearly evident in situations where the normative contingency is 0, i.e. the covariance information indicates that there is no causal link between C and O, leading to what have been referred to as “illusions of causality”. The first of these is the overall probability of O, often referred to as outcome-density bias (Allan & Jenkins, 1983; Musca, Vadillo, Blanco, & Matute, 2010). Simply put, if the probability of the outcome is very high both in the presence and in the absence of C, people’s contingency judgements will be greater than for situations where the probability of the outcome is low both in the presence and the absence of C (although in both cases the normative contingency is 0). The second of these refers to the absolute probability of the cause, called cause-density bias, and refers to the tendency to evaluate contingency by considering the relative frequency at which the cause is presented irrespective of the actual contingency (Allan & Jenkins, 1983; Blanco et al., 2011). Interestingly, there is an interaction between these two forms of information such that judgements of contingency are greater when both outcome-density and cause-density are high (Blanco, Matute, & Vadillo, 2013). Finally, people also use the relative frequency with which both C and O co-occur as an index of contingency. Of course, in many cases, a high frequency of co-occurrence is indeed a good predictor of contingency, nonetheless even in the absence of any normative contingency, this leads to greater perceptions of contingency (Kao & Wasserman, 1993; Lagnado & Sloman, 2006; Blanco et al., 2013; McCormack, Frosch, Patrick, & Lagnado 2016). As Matute et al. (2015) suggest all of these three biases are generally consistent with a strong focus on the a cells. In addition, the cause-density bias implies that people focus more strongly on the a and b events than on events where the potential cause is not present (c and d events).

One account that is consistent with the idea that people focus differentially on different forms of information is the dual frames account of causal induction (Hattori, Hattori, Over, Takahashi and Baratgin, 2017). The Dual frames theory is based on the distinction between heuristic (i.e. rapid, intuitive) and analytic (working memory intensive) processes. Hattori et al. (2017), suggest a distinction between two frames : Frame A (for “attentional”) is associated with heuristic judgments, whereas Frame B (for “balanced”) is associated with analytic judgements. Causal induction is divided between these two stages: an initial heuristic judgement to select relevant potential causes and an analytic stage to analyze these potential causes. This theory postulates an “asymmetry” between events and non-events. Specifically, they suppose that in the initial heuristic frame, people attend more to positive events and neglect absences. When in the analytic frame, people will consider

both positive and negative events equally, but since this type of processing is more cognitively costly, its use is relatively rare. Thus, in line with previous results, this theory predicts that people will often tend to focus on positive events and neglect absences.

This analysis is also consistent with evidence of the existence of a sufficiency bias, which suggests that people tend to give more weight to assessment of sufficiency (the extent to which the presence of a cause is associated with the presence of the effect) rather than to the assessment of necessity (the extent to which the absence of a cause is associated with the presence of the effect) (Mandel & Lehman, 1998; see also Allan, 1993; Anderson & Sheu, 1995).

The index of contingency is in fact composed of these two components. In particular, the relative rate of the effect in the presence of the cause (i.e. the ratio of $a/a+b$) determines sufficiency, while the same ratio in the absence of the cause ($c/c+d$) is inversely related to necessity (which is $1-c/c_d$). Thus, both the dual frames theory and the notion of a sufficiency bias suggest that it is important to analyze indices of sufficiency and of necessity as separate influences on people's judgments. To simplify, we use the following notation. We refer to the ratio of successes to failures when the potential cause is present as $RS(C)$ and the same ratio in the absence of the cause as $RS(not-C)$. Thus,

$$RS(C) = \frac{a}{b + a}$$

$$RS(not - C) = \frac{c}{d + c}$$

Both the dual frame theory and sufficiency bias suggests that $RS(C)$ has a greater effect than $RS(not-C)$ on causal judgments.

The general framework that we have presented suggests that there is an overall tendency to overweight sufficiency information. However, another question concerns the possibility of individual differences in the extent to which this is the case. In fact, the dual strategy model of reasoning presents just such an individual difference analysis. This model, based on an initial proposal by Vershueren, Schaeken, and d'Ydewalle (2005), integrates two different theories of human reasoning into a single individual difference model: probabilistic theories (Oaksford & Chater, 2009) and mental model theory (Johnson-Laird & Byrne, 2002). According to the latter, when reasoning, people generate a mental representation of an inference and look for potential counterexamples to a putative conclusion (Johnson-Laird, 2001; Johnson-Laird & Byrne, 2002).

In contrast, probabilistic theories suggest that people produce rapid likelihood estimations of a putative conclusion based on readily accessible information. The dual strategy model proposes that these basic distinctions underlie two different reasoning strategies, which determine how people process information related to a given inference or judgment. People preferentially using a statistical strategy tend to generate likelihood estimations of putative conclusions based on intuitive evaluations of readily accessible information concerning the judgment in question. People using a counterexample strategy focus more on a smaller amount of information and are particularly sensitive to potential counterexamples.

Initial studies resulted in the creation of a Strategy assessment task which was used to categorize participants' preferred reasoning strategy (Markovits, Forgues, & Brunet, 2012; Markovits, Brunet, Thompson, & Brisson, 2013). This consists of 10 Affirmation of the Consequent inferences of the basic form: "P implies Q, Q is true, Is P true" with essentially abstract content. Each inference is accompanied by explicit statistical information about the relative frequency of times that P and Q are observed together and the times that not-P and Q are observed together. Five of these inferences are associated with statistical information that indicates a very high probability (around 90%) that P is true, while the other 5 inferences are associated with information indicating a very low probability that P is true (about 50%), with all inferences having at least some level of counterexamples (cases of not-P and Q). Participants who reject all 10 inferences are considered to use a counterexample strategy, while participants who accept the 90% inferences at a level close to 40% higher than the level of acceptance of the 50% inferences are considered to use a statistical strategy. This form of diagnostic generally allows classifying between 65% and 75% of participants into one of these two strategies. All others are not analyzed, since there is no evidence of consistent use of a given strategy. It should be noted that a recent large-scale study (Thompson & Markovits, 2019) suggests that unclassified participants fall into two sub-classes, one which switches between the two strategies and one which is composed of participants who do not understand the nature of the task.

The dual strategy model was originally tested solely in the context of deductive reasoning with results showing that strategy use is a good predictor of individual differences in performance on a variety of deductive tasks (Markovits et al., 2012; Markovits et al., 2013; Markovits, Brisson, & de Chantal, 2015). Many of these studies have focused on judgments of the validity of inferences made with if-then premises (If P then Q). Although problem parameters differ, these studies show that people using a statistical strategy more strongly weight information concerning the relative extent to which the antecedent term is associated with the consequent compared to people using a counterexample strategy when making judgments of validity. This is the ratio of P and Q to P and not-Q, which is a measure of the sufficiency of the conditional premise (Thompson, 1994).

Furthermore, recent empirical results indicated that strategy use measures important differences in information processing styles in a variety of judgments not requiring logical reasoning. Studies have shown that strategy use predicts emotion processing (Markovits, Trémolière, & Blanchette, 2018), performance on a mental rotation task (Markovits, 2019) and susceptibility to various social biases (Gagnon-St-Pierre, Doucerain, & Markovits, 2020). These results support the idea that the distinction between strategies is determined by the way information stored in memory is processed. This information may be processed in a more associative (Statistical) or a more conscious way (Counterexample). This distinction is consistent with the heuristic / analytic distinction underlying the dual frames model.

Now, as previously discussed, the dual frames model (Hattori et al, 2017) suggests that use of a more intuitive mode of processing will be associated with a stronger focus on events associated with the presence of a cause, which would result in an overweighting of sufficiency information. This is in turn consistent with the increased focus on sufficiency information in deduction by people using a statistical strategy, which has similar characteristics to the heuristic mode postulated by dual frames theory. Thus, the parallel between the dual strategy and the dual frames models and their mutual focus suggests that in covariation judgments, statistical reasoners will weight sufficiency information derived from outcomes related to the presence of a putative cause RS(C), more strongly than counterexample reasoners.

In addition to this, the dual frames model also suggests that when a more analytic mode of processing is used, then people will be more sensitive to information related to outcomes following absence of the cause. Since this mode resembles the kind of processing used by counterexample reasoners, this allows a second hypothesis, i.e. that counterexample reasoners will be more sensitive to this form of information, i.e. RS(not-C).

Overall, we hypothesize that when given covariation information, the relationship between judgments of causality and RS(C) should be stronger among statistical reasoners than among counterexample reasoners, while the opposite pattern should hold for the relationship between judgments of causality and RS(not-C). In order to test these hypotheses, we conducted two studies. In each of them, participants are asked to evaluate causality based on sequential covariation data. In the first, participants are given an active contingency learning task. The second study used a passive contingency learning task.

7.3 Study 1

We initially examined information processing by replicating the drug efficacy task used by Blanco et al. (2011) which was based on an original study by Alloy and Abramson (1979). In this task, participants have

to evaluate a drug's efficacy based on contingency information, i.e. the relation between taking or not taking a medicine and being cured or not. This task is an active learning task in which participants must decide on each of a set of 50 trials whether to give a drug or not to a new patient. They are immediately told whether the drug is successful or not. At the end of this procedure, participants are asked to rate the efficacy of the drug. Consistent with Blanco et al., (2011), we kept the outcome independent from participants' decision to administer the drug or not. Thus, participants were only exposed to non-contingent settings. Participants also received the Strategy assessment task. Previous results have shown that judgments of efficacy are strongly related to the rate at which participants chose to give the drug, i.e. their level of participation. We expect that this will continue to be the case. To our knowledge, there is no direct evidence that there is a sufficiency bias in this paradigm. It should be noted that Blanco et al. (2011) found that participation rates did not vary according to the actual contingency during trials, but they did not examine the two forms of information separately. Nonetheless, in line with results obtained in passive contingency procedures, we expect judgments to be more strongly related to RS(C) than to RS(not-C). We specifically hypothesize that counterexample reasoners' judgments will be less strongly related to RS(C) than those of statistical reasoners, while the opposite should hold for the relation between judgments and RS(not-C).

Data availability: Data for these studies are available at

https://osf.io/k2wuv/?view_only=bd54588b2e14498aba266037b3e0c574.

7.3.1 Method

These projects were approved by the IRB of the Université du Québec à Montréal.

7.3.1.1 Participants.

A total of 199 participants (138 females, 61 males, mean age = 31 year, 3 months) were recruited from the online participant pool Prolific. Previous studies have shown that at least 150 participants are required to detect a medium effect given that the strategy diagnostic generally classes between 65% to 75% of participants into the two strategy types. Participants each received £3.

7.3.1.2 Material

Strategy assessment task. This was an on-line 13-item set of inferences identical to that used by Markovits et al. (2012). Problems were preceded by instructions explaining to participants that they were to be given scientific information about a newly discovered planet. Also, they were informed that they were to be given with a sequence of arguments followed by a conclusion. Finally, they received the instruction to indicate,

based on previous information, whether or not the conclusion was logically valid. Participants were then presented with 13 inferential problems describing conditional statements including explicit frequencies information about the relative occurrence of the antecedent and the consequence. An example is available in the Annex.

Of the 13 problems, 3 were of the form (P implies Q, P is true, Q is true) and were included as fillers. The other 10 were of the form (P implies Q, Q is true. P is true). Of these 5 presented statistical information indicating a close to 90% probability that P was true, while the other 5 presented information indicating about a 50% probability that P was true.

Drug efficacy task. This was based on the procedure used by Blanco et al. (2011). Participants were asked to imagine that they were a medical doctor in charge of curing patients from a rare disease. In order to cure patients, participants had to choose whether to give a specific drug or not. They were told that they were to be presented with 50 contaminated patients. Full instructions are in the Annex.

Participants were presented 50 trials with patients affected by Lindsay syndrome. On each trial participant had to choose whether they wanted to inoculate the medicine or not. Then, regardless of the participant's decision a random outcome was described. Participants were presented with two buttons: one stated "Give the medicine", the other "Do nothing". As in Blanco's et al. (2011) procedure, the presence of the outcome was independent of the participant's decision. Furthermore, the outcome frequency was fixed and high (.76). If the patient was healed, the following sentence was presented "The patient is healed" with a happy green smiley face. If the patient was not healed, "The patient is not healed" was presented with a sad smiley face. After the exposure of the outcome, participants moved to the next trial by clicking on a Next button.

After the 50 trials, participants were asked to judge the drug's efficacy: "To what extent do you think Batatrim has been effective to heal the crises in the patients you have seen?". Participants could judge the efficacy of the drug on a scale from 0 (definitely not) to 100 (definitely).

7.3.1.3 Procedure.

Participants were presented with the Strategy Assessment task and the Drug efficacy procedure, with the order of the two varied randomly.

7.3.2 Results and discussion

We first analyzed performance on the strategy task assessment using the same criteria used in previous studies (Markovits et al., 2012). Participants who rejected the conclusion to both the high and low probability inferences were classed as counterexample reasoners. Participants who rejected the low probability inferences at least two more times than the high probability inferences were classed as statistical reasoners. All others were put into a separate Other category and were not considered in subsequent analyses. This gave 60 counterexample reasoners, 69 statistical reasoners and 70 in the Other category. Given that many of the latter can be assumed to change strategies, their overall performance should be at some intermediate level. The base analyses for both studies were thus replicated including the Other category. These are presented in Annex 2 and show that the results for the Other category are indeed intermediate.

For each participant, we then calculated the frequency of each of the four types of events: drug given and patient healed (a), drug given and patient not healed (b), drug not given and patient healed (c), drug not given and patient not healed (d). Based on that information, we then determined the frequency of the sufficiency and necessity ratios.

Twelve participants did not ever choose to give the drug, while 40 participants always administered the drug. Clearly the choice to always give or not to give the drug reflects the relative importance of information related to the absence or the presence of the drug. In fact, the proportion of participants who only gave the drug was significantly greater than the proportion who never chose to give the medicine, $\chi^2(1, N = 52) = 15.1, p < .001$. This provides some support for our hypothesis that information about what happens when the drug is administered is subjectively more salient than information concerning events when the drug is not administered. However, an alternative interpretation for these results could be that participants tend to give the drug because they aim to save as many patients as possible – as asked in the instructions. By doing so, participants tend to be exposed to more biasing information. This alternative interpretation is supported by previous studies suggesting that manipulating participants goal can affect their behavior and their judgement (Matute, 1996).

Participants uniformly giving or not giving the drug were then excluded from subsequent analysis. Of the remaining participants, 41 were counterexample reasoners and 55 were statistical reasoners. We also calculated the proportion of the total trials in which the drug was administered, P(R). We calculated means and standard deviations for P(R), RS(C), RS(not-C) and contingency, see Table 1.

Tableau 7.1 Mean values of problem parameters in study 1 (standard deviations in parentheses).

Strategy	Contingency judgment	Contingence	RS(C)	RS(not-C)	P(R)
Statistical	60.5 (24.9)	.040 (.430)	.714 (.150)	.740 (.198)	.614 (.306)
Counterexample	52.0 (26.7)	.077 (.466)	.726 (.120)	.736 (.148)	.57 (.350)

Because contingency is computed based on the difference of RS(C) and RS(not-C), including all three factors in the analysis induced multicollinearity problems. In order to examine the possibility that there were differences in contingency exposure between strategies we conducted a regression analysis with perceived efficacy as the dependent variable and contingency, the strategies as well as the interactions between these terms as independent variable. Results were significant for contingency, $b = 36.18$, $t(125) = 6.34$, $p < .001$, and strategy, $b = -9.88$, $t(125) = -2.77$, $p = .006$. However, the interaction between strategy and contingency was not significant, $b = 0.03$, $t(125) = 0.003$, $p = .997$, suggesting no difference in contingency exposure between strategies. We then included in the regression analysis P(R) and the interaction between P(R) and strategy. As reported in a previous study (Blanco et al., 2011) when participation was included in the regression, contingency was no longer significant, $b = -0.76$, $t(123) = -0.1$, $p = .922$. However, results were significant for participation, $b = 65.34$, $t(123) = 5.99$, $p < .001$, and marginally significant for strategy, $b = -5.79$, $t(123) = -1.92$, $p = .057$. None of the interactions were significant. Hence, we discarded Contingency from subsequent analyses.

We then performed a regression analysis with the judgment of Efficacy as dependent variable and RS(C), RS(not-C), P(R) and Strategy as independent variables along with the two-way interactions between Strategy and the other independent variables. This showed significant effects of P(R), $b = 14.78$, $t(88) = 4.68$, $p < .001$ and RS(C), $b = 6.48$, $t(88) = 2.34$, $p = .021$, and a significant Strategy X RS(C) interaction, $b = -10.37$, $t(88) = -2.31$, $p = .023$.

In order to examine the nature of this interaction, we performed regressions with efficacy judgment as dependent variable and RS(C) as independent variable separately for counterexample and statistical reasoners. This showed a significant effect of RS(C) for the statistical reasoners, $b = 14.8$, $t(63) = 6.6$, $p < .001$, but not for counterexample reasoners, $b = 5.45$, $t(52) = 1.68$, $p = .099$. When RS(C) increases, statistical reasoners' efficacy judgements also increase, while no significant effect was found for

counterexample reasoners. These results suggest a greater sensitivity to RS(C) in statistical reasoners than counterexample reasoners.

The clear relation between RS(C) and efficacy judgments clearly supports the idea that information related to outcomes after the drug is given is more salient than outcomes when the drug is not given in this active paradigm. In addition, consistent with our hypothesis they show that statistical reasoners are more influenced by the former than are counterexample reasoners. There was, however, no evidence in this study that information about outcomes when the drug was not given, RS(not-C), had any significant effect. One possible explanation for this lack of effect is related to the strong influence of the rate at which participants chose to administer the drug, P(R), consistent with previous results (Blanco et al. 2011). It is reasonable to suppose that the rate at which the drug is administered would be related to the relative success rate in this case, i.e. RS(C), since a higher frequency of cures when the drug is given should reasonably result in higher rates of administration of the drug given that this information is clearly highly salient. It is also important to note that without such a relationship, there should be no correlation between rates at which the drug was administered and relative outcomes. We thus examined the correlations between participation and both RS(C) and RS(not-C). P(R) is highly correlated with RS(C), $r(117) = .516$, $p < .001$, with a significant, but smaller correlation between P(R) and RS(not-C), $r(104) = -.338$, $p < .001$. These relatively strong correlations are consistent with the idea that the rate at which the drug is administered is strongly influenced by the cure rate when the drug is given.

Thus, one possible explanation for the lack of any visible effect of RS(not-C) is that the active participation procedure over weights the amount of attention given to relative outcomes when the drug is administered. Furthermore, it is possible that the specific instructions, which asked participants to try to save as many patients as possible could have accentuated use of the drug. Thus, in order to control for this effect, we switched from an active contingency learning task to a passive one in the next study.

It should be noted that the conditions used in this study were non-contingent, that is outcomes were independent of participant choice. It would be useful in future studies to replicate these results using a contingent methodology.

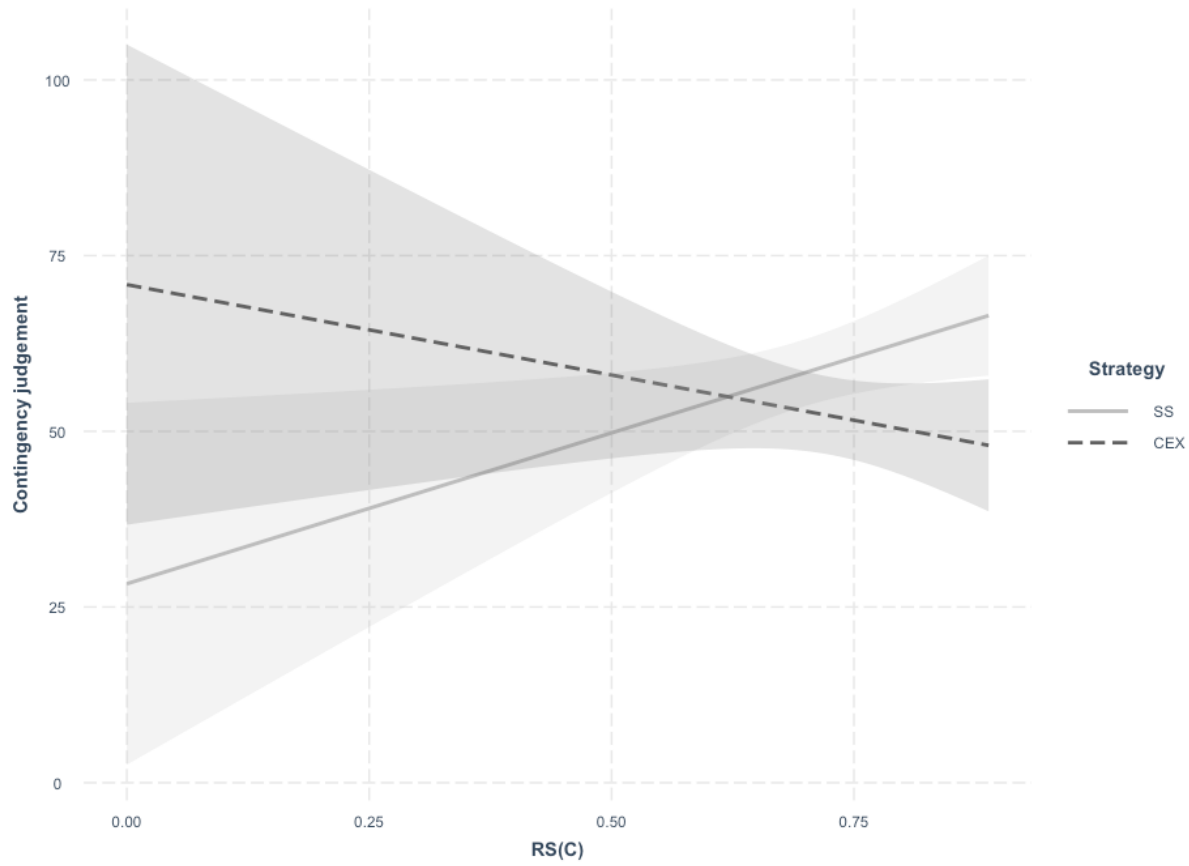


Figure 7.1. Interaction between contingency judgment and $rs(c)$ as a function of strategy (ss = statistical; cex = counterexample) (shaded areas are 95% confidence intervals)

7.4 Study 2

The results of Study 1 show that strategy use influences the way that available information is used to formulate an efficacy judgement in an active learning task. Specifically, counterexample reasoners are less sensitive to outcomes related to the presence of the cue, $RS(C)$, than are statistical reasoners. Although there was no significant effect of information related to the absence of the cue, $RS(not-C)$, this result does suggest that counterexample reasoners might be more sensitive to the latter. However, they also show that the active learning task, by allowing participants to choose whether or not to give the drug, results in increasing the relative salience of outcomes related to giving the drug. One way of eliminating this effect is to look at judgements of contingency in a passive procedure, where the participant does not actively choose the nature of the given trials. Our basic hypothesis is that in a passive contingency learning task, statistical reasoners will tend to neglect information related to the absence of the drug, $RS(not-C)$; whereas counterexample

reasoners will be relatively more sensitive to RS(not-C). In order to examine this hypothesis, participants evaluated two sets of patients where RS(C) was identical for both sets but RS(not-C) varied.

7.4.1 Method

7.4.1.1 Participants.

A total of 210 participants (112 females, 98 males, mean age = 31 years, 3 months) were recruited from the online participant pool Prolific. Participants each received £3.5.

7.4.1.2 Material

Strategy assessment task we used the same procedure for the strategy evaluation as in Study 1.

Drug efficacy observational task. The cover story used in the first study was somewhat modified. Participants were told to imagine that they were an expert in “Lindsay syndrome” but instead of choosing whether they wanted to give the medicine or not, they were asked to evaluate results from two clinical trials for two different drugs: “Batatrim” and “Soporix”. For each condition, some patients received treatments, others did not. Each condition was presented separately. Instructions were as follows:

“In this task, imagine that you are a medical researcher specialized in a rare and dangerous disease called “Lindsay syndrome”.

Crises induced by this illness may be healed immediately by two different medicines called “Batatrim” and “Soporix”. You decided to conduct two clinical trials to test each medicine's effectiveness.

For each medicine, you will be presented results of the trial. Each clinical trial consists of 50 different patients infected with “Lindsay syndrome”. Some have received the medicine, others have not.

Based on the results of the trial you will be asked to judge the effectiveness of each medicine independently. »

Table 2 indicates the number of patients who healed or did not heal when given the drug and when not receiving the drug. For each drug, patient cases were presented one at a time, and participants were told if the medicine was given (or not) and if the patient was healed (or not). After presentation of the all the patient’s results, participants were asked to evaluate the drug’s efficacy before proceeding to the next condition. The efficacy judgement was similar to Study 1: “To what extent do you think “the drug” has been

effective to heal the condition in the patients you have seen?”. Participants could judge the drug’s efficacy on a scale from 0 (definitely not) to 100 (definitely).

Tableau 7.2. Number of patients with the four possible combinations of drug and cure and rs(c) and rs(not-c) ratios for the high necessity and low necessity conditions

Condition	Cause	Outcome		Ratio
		Healed	Not Healed	
High necessity	Given	23	10	RS(C)=0.70
	Not given	13	4	RS(not-C)=0.77
Low necessity	Given	23	10	RS(C)=0.70
	Not given	6	11	RS(not-C)=0.35

Note that in both conditions, the index of sufficiency was the same ($RS(C) = 0.70$), in each the same number of patients received the drug and healed or received the drug and did not heal. The difference in both was in the index of necessity, $RS(not-C)$. For the “Soporix” condition, $RS(not-C) = 0.77$, giving a contingency index, $\Delta_p = -0.07$. For the “Batatrim” condition, $RS(not-C) = 0.35$, giving a contingency index, $\Delta_p = 0.32$. In order to make the difference between the conditions clearer, we refer to the “Soporix” condition as the High Necessity condition, while the “Batatrim” condition will be referred to as the Low Necessity condition. Note that lower degrees of necessity results in higher contingency values.

7.4.1.3 Procedure.

Both the order of the two tasks (Drug efficacy, Strategy diagnostic) and the order of presentation of conditions within the Efficacy task (High Necessity, Low Necessity) were systematically counterbalanced.

7.4.2 Results and discussion

As in the first two studies, we initially analyzed results from the strategy assessment task. Fifty-seven participants were identified as counterexample, 87 as statistical. 66 were categorized as other and excluded from subsequent analyses.

We then conducted a repeated measures ANOVA with the Efficacy judgments as dependent variable and Condition (High Necessity, Low Necessity) as repeated measure and Strategy (Counterexample, Statistical), and Order of presentation of the clinical trials (High Necessity first, Low Necessity first) as between subject variables. This gave a significant main effect of Condition, $F(1, 140) = 9.78$, $p = .002$, $\eta_p^2 = .065$, and a significant interaction involving Condition X Strategy, $F(1, 140) = 4.70$, $p = .032$, $\eta_p^2 = .032$. No other effects were significant.

Overall, mean rating in the Low Necessity condition ($M = 57.5$, $SD = 22.2$) was significantly higher than what was found on the High Necessity condition ($M = 51.8$, $SD = 20.8$). Post hoc analysis of the interaction between the efficacy judgments and strategy was performed using the Tukey test with $p = .05$. Counterexample reasoners' efficacy judgements were significantly higher in the Low Necessity condition ($M = 60.1$, $SD = 21.4$) than the High Necessity condition ($M = 48.5$, $SD = 23.8$). By contrast, statistical reasoners' efficacy judgements were similar for both the Low Necessity condition ($M = 55.9$, $SD = 20.4$) and the High Necessity ($M = 54.0$, $SD = 20.8$) condition.

The two judgments examined here were designed to have the same cure rate when the drug was administered, RS(C), but varied in the cure rate in the absence of the drug, RS(not-C) and consequently in their normative contingency index. The main effect of Condition shows that overall, judgments are higher in the Low Necessity condition than in the High Necessity condition, which reflects the difference in normative contingency in these conditions. However, analysis of the condition X strategy interaction shows that this difference is true only for counterexample reasoners whose judgement varied between the two trials, whereas statistical reasoners gave similar judgments in both conditions. These results thus clearly support our hypothesis. Statistical reasoners gave judgments that accounted for only the effects of the trials in which the drug was given, i.e. RS(C), while counterexample reasoners were clearly more sensitive to trials in which the drug was not given, RS(not-C).

7.5 General Discussion

In the following, we examine situations in which people are given a drug and an illness, a sequential set of trials in which the drug is either administered or not and the outcome (cure or not) reported, and are asked

for their judgment about the efficacy of the drug. In such straightforward situations, people show a clear tendency to overweight outcomes when the drug is administered, given by RS(C), i.e. the sufficiency bias (Mandel & Lehman, 1998). According to the dual frames model (Hattori et al., 2017), this particular form of information is attentionally more salient, particularly when people are in a heuristic mode of processing, while necessity information related to the absence of the drug, given by RS(not-C), is less salient in this mode of processing. The dual strategy model (Markovits et al, 2013) has identified two forms of strategy use that involve different modes of information processing. People using a statistical strategy tend to use a rapid, intuitive mode while people using a counterexample strategy employ a more working memory intensive form of processing. In addition, in deductive reasoning problems, statistical reasoners are more sensitive to information related to sufficiency and less focused on potential counterexamples. Thus, we hypothesized that the relationship between causal judgments and sufficiency information about a potential cause (given by the RS(C) index) should be stronger among statistical reasoners than among counterexample reasoners. Furthermore, we hypothesized that the opposite pattern should hold for the relationship between information related to the necessity of a potential cause, RS(not-C), and causal judgements.

The results of these studies provide clear support for these ideas. Study 1 used an active learning paradigm (Blanco et al., 2011), and showed that statistical reasoners were more influenced by sufficiency information, RS(C) than were counterexample reasoners. However, there was no evidence for the predicted difference in the use of RS(not-C) information. One explanation for the lack of this effect is the fact that rates of administration of the drug in the active learning paradigm is related to RS(C) and would have masked any effects of RS(not-C). In fact, the results of Study 2, using a passive learning procedure clearly show the hypothesized interaction between strategy use and information, with only counterexample reasoners sensitive to RS(not-C) information.

These results provide additional evidence that people process information related to the sufficiency of a putative cause in a different way than information related to the necessity of a cause. In addition, they reinforce the idea suggested by Dual frames theory (Hattori et al, 2017) that use of a more intuitive mode of information processing results in an increased focus on sufficiency. In other words, a more rapid form of intuitive processing leads people to give more weight to outcomes associated with the presence of a possible cause, probably because it is perceptually easier to focus on positive events.

There are nonetheless some points that remain unclear. One of these is the question of the stability of strategy use. The dual frames model for causal induction (Hattori et al. 2017) suggests that context such as intervention (observation vs participation), symmetrical negation (symmetry between positives and

negatives events) and commitment (seriousness of consequences) will influence the type of process (heuristic or analytic) used to evaluate causation. In a different light, Markovits et al. (2013) found that time pressure appears to reduce the use of a counterexample strategy. These results suggest that strategy use might have short-term stability, as indicated by the consistent short-term correlations between strategy use and other forms of judgment but that more variability might be found both as a function of context and time. This remains an open, and important question for future research.

A second limitation of these studies is that they each examine the interactions between strategy use and causal judgments for very specific parameters. These include the use of a null-contingency condition in Study 1 as well as the use of a high rate of sufficiency in both studies. This requires further study in order to see to what extent this relationship remains when these change. For example, future studies could vary both the level of contingency and the sufficiency rate. These could, in addition, consider different measures for covariation, such as H (Hattori & Oaksford, 2007) which give differing weights to presence/absence of both causes and outcomes. Future studies should account for sufficiency rate variation in order to deepen our understanding of individual differences. In addition, Study 2 used a within subjects design which might have had an impact on these results.

Finally, in both studies, only participants classed as Statistical or Counterexample reasoners were analyzed. Those classed in the Other category were not included, consistent with previous studies. Given that many of these participants can be assumed to change between statistical and counterexample reasoning, their overall performance should be at some intermediate level. We thus replicated the base analyses for both studies while including the Other category. These are presented in Annex 2, and show that results for the Other category are indeed intermediate.

Overall, these results are important for two reasons. First, they show the usefulness of separately analyzing information related to giving the drug and information in the absence of the drug. This analysis provides evidence that the sufficiency bias continues to have an effect even in an active learning situation. These results also extend evidence that strategy use as defined by the dual strategy model is an important individual difference in the way that information from a wide variety of sources is processed. They add to a growing base of studies showing that the dual model strategy accounts for important individual differences including deductive reasoning (Markovits, Brisson, de Chantal, & Thompson, 2017), judgments involving processing of negative emotions (Markovits et al., 2018), mental rotation (Markovits, 2019), and social reasoning (Gagnon-St-Pierre et al., 2020).

7.6 References

- Allan, L. G. (1993). Human contingency judgments: Rule based or associative? *Psychological Bulletin*, 114(3), 435–448. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.114.3.435>
- Allan, L. G., & Jenkins, H. M. (1980). The judgment of contingency and the nature of the response alternatives. *Canadian Journal of Psychology/Revue canadienne de psychologie*, 34(1), 1–11. <https://doi.org/10.1037/h0081013>
- Allan, L. G., & Jenkins, H. M. (1983). The effect of representations of binary variables on judgment of influence. *Learning and Motivation*, 14(4), 381–405. [https://doi.org/10.1016/0023-9690\(83\)90024-3](https://doi.org/10.1016/0023-9690(83)90024-3)
- Alloy, L. B., & Abramson, L. Y. (1979). Judgment of contingency in depressed and nondepressed students: Sadder but wiser? *Journal of Experimental Psychology: General*, 108(4), 441–485. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.108.4.441>
- Anderson, J. R., & Sheu, C.-F. (1995). Causal inferences as perceptual judgments. *Memory & Cognition*, 23(4), 510–524. <https://doi.org/10.3758/BF03197251>
- Beckers, T., Vandorpe, S., Debeys, I., & De Houwer, J. (2009). Three-year-olds' retrospective revaluation in the blicket detector task: Backward blocking or recovery from overshadowing? *Experimental Psychology*, 56(1), 27–32. <https://doi.org/10.1027/1618-3169.56.1.27>
- Blanco, F., Matute, H., & Vadillo, M. (2011). Making the uncontrollable seem controllable: The role of action in the illusion of control. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 64(7), 1290–1304. <https://doi.org/10.1080/17470218.2011.552727>
- Blanco, F., Matute, H., & Vadillo, M. A. (2013). Interactive effects of the probability of the cue and the probability of the outcome on the overestimation of null contingency. *Learning & Behavior*, 41(4), 333–340. <https://doi.org/10.3758/s13420-013-0108-8>
- Cheng, P. W., & Novick, L. R. (1992). Covariation in natural causal induction. *Psychological Review*, 99(2), 365–382. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.99.2.365>
- de Chantal, P.-L., Newman, I. R., Thompson, V., & Markovits, H. (2019). Who resists belief-biased inferences? The role of individual differences in reasoning strategies, working memory, and attentional focus. *Memory & Cognition*. Advance online publication. <https://doi.org/10.3758/s13421-019-00998-2>
- Evans, J. S. B., Barston, J. L., & Pollard, P. (1983). On the conflict between logic and belief in syllogistic reasoning. *Memory & Cognition*, 11(3), 295–306. <https://doi.org/10.3758/BF03196976>
- Gagnon-St-Pierre, É., Doucerain, M. M., & Markovits, H. (2020). Reasoning strategies explain individual differences in social reasoning. *Journal of Experimental Psychology: General*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1037/xge0000852>
- Gopnik, A., Sobel, D. M., Schulz, L. E., & Glymour, C. (2001). Causal learning mechanisms in very young children: Two-, three-, and four-year-olds infer causal relations from patterns of variation and covariation. *Developmental Psychology*, 37(5), 620–629. <https://doi.org/10.1037/0012-1649.37.5.620>

- Hattori, I., Hattori, M., Over, D. E., Takahashi, T., & Baratgin, J. (2017). Dual frames for causal induction: the normative and the heuristic. *Thinking & Reasoning*, 23(3), 292-317.
- Hattori, M., & Oaksford, M. (2007). Adaptive non-interventional heuristics for covariation detection in causal induction: Model comparison and rational analysis. *Cognitive Science*, 31(5), 765–814. <https://doi.org/10.1080/03640210701530755>
- Johnson-Laird, P. N. (2001). Mental models and human reasoning. In E. Dupoux (Ed.), *Language, brain, and cognitive development: Essays in honor of Jacques Mehler* (p. 85–102). *The MIT Press*.
- Johnson-Laird, P. N., & Byrne, R. M. J. (2002). Conditionals: A theory of meaning, pragmatics, and inference. *Psychological Review*, 109(4), 646–678. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.109.4.646>
- Kao, S.-F., & Wasserman, E. A. (1993). Assessment of an information integration account of contingency judgment with examination of subjective cell importance and method of information presentation. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 19(6), 1363–1386. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.19.6.1363>
- Lagnado, D. A., & Sloman, S. A. (2006). Time as a guide to cause. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 32(3), 451–460. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.32.3.451>
- Mandel, D. R., & Lehman, D. R. (1998). Integration of contingency information in judgments of cause, covariation, and probability. *Journal of Experimental Psychology: General*, 127(3), 269–285. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.127.3.269>
- Matute, H. (1996). Detecting response-outcome independence in analytic but not in naturalistic conditions. *Psychological Science*, 7(5), 289–293. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9280.1996.tb00376.x>
- Matute, H., Blanco, F., Yarritu, I., Díaz-Lago, M., Vadillo, M. A., & Barberia, I. (2015). Illusions of causality: How they bias our everyday thinking and how they could be reduced. *Frontiers in Psychology*, 6, Article 888. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00888>
- Markovits H. (2019). Reasoning strategy modulates gender differences in performance on a spatial rotation task. *Quarterly journal of experimental psychology*, 72(12), 2870–2876. <https://doi.org/10.1177/1747021819867203>
- Markovits, H., Brisson, J., & de Chantal, P.-L. (2015). Additional evidence for a dual-strategy model of reasoning: Probabilistic reasoning is more invariant than reasoning about logical validity. *Memory & Cognition*, 43(8), 1208–1215. <https://doi.org/10.3758/s13421-015-0535-1>
- Markovits, H., Brisson, J., Chantal, P.-L., & Thompson, V. A. (2017). Interactions between inferential strategies and belief bias. *Memory & Cognition*, 45(7), 1182–1192. <https://doi.org/10.3758/s13421-017-0723-2>
- Markovits, H., Brunet, M. L., Thompson, V., & Brisson, J. (2013). Direct evidence for a dual process model of deductive inference. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 39, 1213–1222. <https://doi.org/10.1037/a0030906>
- Markovits, H., de Chantal, P. L., Brisson, J., Dubé, É., Thompson, V., & Newman, I. (2020). Reasoning strategies predict use of very fast logical reasoning. *Memory & cognition*, 10.3758/s13421-020-01108-3. Advance online publication. <https://doi.org/10.3758/s13421-020-01108-3>

- Markovits H., Forgues, H. L., & Brunet, M. L. (2012) More evidence for a dual-process model of conditional reasoning. *Memory & Cognition*, 40(5), 736-747. <https://10.3758/s13421-012-0186-4>.
- Markovits, H., Trémolière, B., & Blanchette, I. (2018). Reasoning strategies modulate gender differences in emotion processing. *Cognition*, 170, 76–82. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2017.09.012>
- McCormack, T., Bramley, N., Frosch, C., Patrick, F., & Lagnado, D. (2016). Children’s use of interventions to learn causal structure. *Journal of Experimental Child Psychology*, 141, 1–22. <https://doi.org/10.1016/j.jecp.2015.06.017>
- Musca, S. C., Vadillo, M. A., Blanco, F., & Matute, H. (2010). The role of cue information in the outcome-density effect: Evidence from neural network simulations and a causal learning experiment. *Connection Science*, 22(2), 177–192. <https://doi.org/10.1080/09540091003623797>
- Oaksford, M., & Chater, N. (2009). Précis of Bayesian rationality: The probabilistic approach to human reasoning [Review of the book Bayesian rationality the probabilistic approach to human reasoning, by M. Oaksford & N. Chater]. *Behavioral and Brain Sciences*, 32(1), 69–84. <https://doi.org/10.1017/S0140525X09000284>
- Perales, J. C., & Shanks, D. R. (2007). Models of covariation-based causal judgment: A review and synthesis. *Psychonomic Bulletin & Review*, 14(4), 577–596. <https://doi.org/10.3758/BF03196807>
- Shanks, D. R. (1995). Is human learning rational? *The Quarterly Journal of Experimental Psychology A: Human Experimental Psychology*, 48A(2), 257–279.
- Thompson, V. A. (1994). Interpretational factors in conditional reasoning. *Memory & cognition*, 22(6), 742-758.
- Thompson, V. A., & Markovits, H. (2021). Reasoning strategy vs cognitive capacity as predictors of individual differences in reasoning performance. *Cognition*, 217, 104866. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2021.104866>
- Verschueren, N., Schaeken, W., & d’Ydewalle, G. (2005). A dual- process specification of causal conditional reasoning. *Thinking & Reasoning*, 11, 239–278. <https://doi.org/10.1080/13546780442000178>
- Ward, W. C., & Jenkins, H. M. (1965). The display of information and the judgment of contingency. *Canadian Journal of Psychology/Revue canadienne de psychologie*, 19(3), 231–241. <https://doi.org/10.1037/h0082908>

7.7 Annex 1

Instructions for the Strategy Assessment Task – Study 1 and 2 :

“Imagine that a team of scientists are on an expedition on a recently discovered planet called Kronus. On the following pages, we will ask you to answer the question about phenomena that are particular to this planet. For each problem, you will be given a rule of the form if ... then that are true on Kronus according to the scientists. It is very important that you suppose that each rule that is presented is always true. You will then be given additional information and a conclusion that you must evaluate.”

Strategy Assessment Task – Example:

“A team of geologists on Kronus have discovered a variety of stone that is very interesting, called a Trolyte. They affirm that on Kronus, if a Trolyte is heated, then it will give off Philoben gas. Of the 1000 last times that they have observed Trolytes, the geologists made the following observations:

- 910 times Philoben gas has been given off, and the Trolyte was heated.
- 90 times Philoben gas has been given off, and the Trolyte was not heated

From this information, Jean reasoned in the following manner:

The geologists have affirmed that: If a Trolyte is heated, then it will give off Philoben gas.

Observation: A Trolyte has given off Philoben gas.

Conclusion: The Trolyte was heated.”

Participants were asked to evaluate the validity of the conclusion by clicking on one of two response buttons (“The conclusion is valid”, “The conclusion is invalid”).

Instructions Contingency Learning Task – Study 1

“In this task, imagine that you are a medical doctor who works at the emergency section in a hospital. You are a specialist in a rare, dangerous, disease called “Lindsay syndrome”, which must be treated quickly.

Crises induced by this illness may be healed immediately by a medicine called “Batatrim”, but this medicine is still in its experimental phase, so its reliability has not been yet proven. In addition, you should know that Batatrim always produces side effects, which may be severe, in every patient who takes it, so it must be administered with caution.

Remember, every time a patient appears on the screen, you have two possibilities:

- Click on the button "Give the medicine" to give the patient the medicine "Batatrim";
- Click on the button "Do nothing" and no medicine will be given.

Try to heal as many patients as you can. Good luck.”

7.8 Annex 2

We replicated the basis analyses of both studies while including the Other category.

Study 1

Regression analyses showed that the interaction between RS(C) and the contrast between counterexample and statistical reasoners was significant, $b = 9.38$, $t(135) = 2.18$, $p = .031$. However, the interaction between RS(C) and the contrast between counterexample and Other reasoners was not significant, $b = 6.11$, $t(135) = 1.22$, $p = .226$. This is consistent with the idea that the Other category is composed of reasoners changing strategy.

Study 2

We replicated the repeated measures ANOVA with trials as repeated measures and strategy as independent variable, including the Other category. Results remained significant. More specifically, the interaction between strategy and trials was significant, $F(2, 207) = 3.5$, $p = .032$, $\eta_p^2 = .033$. Post hoc analysis (Tukey, $p = .05$) indicated that only Counterexample reasoners showed a significant difference in judgements between trials. For Other and statistical reasoners judgements not statistically different. Inspection of means, as given below, also suggests that the Other category was somewhat intermediate, since judgments were similar to counterexample reasoners in the Low condition, and similar to statistical reasoners in the High condition.

Tableau 7.3. Mean judgments in study 2.

	Low RS(not-C) condition	High RS(not-C) condition
Counterexample	M = 60.1, SD = 21.4	M = 48.4, SD = 23.8
Statistical	M = 55.9, SD = 20.4	M = 54.0, SD = 20.8
Other	M = 61.7, SD = 18.7	M = 54.3, SD = 17.7

CHAPITRE 8

DEUXIÈME ARTICLE – PROBLÉMATIQUE ET HYPOTHÈSES GÉNÉRALES

La deuxième série d'études de cette thèse vise à examiner une deuxième source de variabilité dans les jugements de causalité : la plausibilité de la potentielle cause, lorsque les attentes concernant l'occurrence de l'effet et de la cause sont contrôlées. Effectivement, les études précédentes qui se sont intéressées à l'effet des connaissances préalables sur les jugements de contingence ne rapportent pas des résultats complètement cohérents. Par exemple, Fugelsang et Thompson (2000), suggèrent que la plausibilité de la potentielle cause influence les jugements de causalité de telle manière à ce que les informations de covariation soient moins influentes lorsque la potentielle cause n'est pas plausible. Toutefois, Yarritu et Matute (2015) ne rapportent pas les mêmes résultats lorsqu'ils ont manipulé les attentes préalables concernant le degré de covariation entre la cause et l'effet. D'autres études (Fugelsang & Thompson, 2003 ; Fugelsang et al., 2004 ; Fugelsang & Dunbar, 2005 ; Blanco et al., 2019), explicitées ci-dessus (3.3) et ci-dessous (9.2), rapportent aussi d'autres patrons de résultats. Ces différences de résultats entre ces études pourraient être liées au type de connaissance manipulé (c.-à-d., attentes de covariation vs plausibilité), mais aussi au mode de présentation des informations de covariation (c.-à-d., présentation discrète statique vs séquentielle). Dans l'article qui suit, nous nous intéressons particulièrement à l'effet de la plausibilité intuitive du lien causal entre la cause potentielle et l'effet lors de tâches d'apprentissage de covariation. De plus, nous tentons de contrôler pour l'effet des attentes concernant le degré de covariation entre la cause et l'effet lorsque la cause est présente.

Nous abordons aussi la question des différences individuelles. Les résultats des études du premier article ont montré que la stratégie de raisonnement était un prédicteur des jugements de contingence et que l'utilisation d'une stratégie était corrélée à un traitement différencié de l'information. Particulièrement, les résultats montrent que lors de tâches d'apprentissage de covariation, les raisonneurs Statistiques accordent davantage d'importance aux informations de suffisance, donnée par RS(C), en comparaison aux raisonneurs Contrexemples. Ces résultats sont consistants avec les études conduites dans le cadre du raisonnement déductif, qui suggèrent que les stratégies Statistiques ayant un traitement plus intuitif de l'information, seront davantage influencés par les informations de suffisance des prémisses.

Ces résultats permettent de dériver une prédiction supplémentaire. Étant donné qu'une attention plus grande portée aux informations de suffisance mène à des jugements de contingence plus élevés, et réciproquement, ceci suggère que toute chose étant égale par ailleurs, les raisonneurs Contrexemples seront plus conservateurs dans leurs jugements causaux que les raisonneurs Statistiques.

Il semble important de noter que les résultats précédents nous permettent de formuler des prédictions concernant l'effet de la stratégie de raisonnement sur les jugements causaux. Toutefois, ils ne permettent pas de formuler de prédiction spécifique concernant la manière dont la stratégie de raisonnement interagit avec la plausibilité de la cause potentielle. Nous ne formulons donc pas de prédiction spécifique concernant la manière dont la stratégie de raisonnement interagit avec la plausibilité de la potentielle cause.

CHAPITRE 9

DEUXIÈME ARTICLE – REASONING STRATEGIES AND PRIOR KNOWLEDGE EFFECTS IN CONTINGENCY LEARNING

9.1 Abstract

Prior knowledge has been shown to be an important factor in causal judgements. However inconsistent patterns have been reported regarding the interaction between prior knowledge and the processing of contingency information. In three studies, we examined the effect of the plausibility of the putative cause on causal judgments, when prior expectations about the rate at which the cause is accompanied by the effect in question are explicitly controlled for. Results clearly show that plausibility has a clear effect that is independent of contingency information and type of task (passive or active). We also examined the role of strategy use as an individual difference in causal judgments. Specifically, the dual strategy model suggests that people can either use a Statistical or a Counterexample strategy to process information. Across all three studies, results showed that Strategy use has a clear effect on causal judgments which is independent of both plausibility and contingency.

9.2 Introduction

There is clear evidence that people use covariational information to generate perceptions of causality (Hattori & Oaksford, 2007; Perales & Shanks, 2007 for overviews). Covariation between two binary variables representing a putative cause (C) and a putative effect (E) is usually represented by a 2X2 matrix where relative frequencies of the presence and the absence of the cause (C) and the effect (E) are represented. Type a events occur when both the cause and the outcome are present, while type b events occur when the cause is present but not the outcome. Type c events occur when the cause is absent, but the outcome is present. Finally type d events occur when neither the cause nor the outcomes occur.

One commonly accepted normative measure of the contingency between a potential cause and an effect is the Δ_p index (Allan & Jenkins, 1980). This index is computed based on covariation information and gives the following estimation of causality.

$$\Delta_p = P(E|C) - P(E|\text{not} - C) = \frac{a}{a + b} - \frac{c}{c + d}$$

Several studies have shown that people's contingency judgements are indeed correlated with normative contingency (Beckers, Vandorpe, Debeys, & De Houwer, 2009; Cheng & Novick, 1992; Gopnik, Sobel, Schulz, & Glymour, 2001). However, systematic departures from normative contingency have been also reported in the literature (Blanco, Matute, & Vadillo, 2011; Matute, Blanco, Yarritu, Diaz-Lago, Vadillo, & Barberia, 2015; Shanks, 1995; Ward & Jenkins, 1965). Different factors such as the relative frequency of a potential cause or the outcome have been shown to bias participant's judgements (Musca, Vadillo, Blanco, & Matute, 2010; see Matute, Blanco, & Diaz-Lago, 2019 for a recent overview of biasing factors in contingency learning tasks).

Beyond such parameters, judgements of contingency can be influenced by other factors, such as the participant's behavior in active contingency learning tasks (Blanco et al., 2011), their mood (Alloy & Abramson, 1979), and the way that information is processed (Béghin, Gagnon-St-Pierre, & Markovits, 2021). In particular, prior knowledge about the underlying causal structure (causal beliefs) linking a putative cause and effect has been identified as having an effect on the way that covariation information is translated into a causal judgment, although there is some debate about the exact mechanisms underlying these effects (Fugelsang & Thompson, 2000; Yarritu & Matute, 2015). This will be the focus of the following studies.

There are two major categories of causal theories. Covariation based models are models that use contingencies as a unique basis for causal judgments (e.g., Cheng & Novick, 1990). According to such theories, humans' judgements are based on causal judgement rules (Perales, Catena, Candido, Maldonado, 2017). These are algorithms that translate frequencies about the occurrences of the cause and the effect directly into judgements. By contrast, concept-based theories focus on the role of acquired knowledge in the evaluation of causal relations and suggest that prior knowledge is more important than covariation information in the formation of causal judgements (e.g., White, 1989, 2005). Initial empirical studies of causal induction (e.g., Chapman & Chapman, 1967 ; Ahn & Kalish, 2000 ; Shultz, 1982) tended to study covariation and prior knowledge as unique independent factors. Even if initially, covariation and prior knowledge have been framed in theoretical opposition, there is clear evidence that these two types of information interact. For example, Griffiths & Tenenbaum's (2005; 2009) two-stage model of causal induction suggests that the existence of a causal structure is initially acquired, and the strength of the relationship between the potential cause and the effect is then evaluated as indicated by covariation information.

Empirical studies examining the interaction between prior causal knowledge and covariation information have provided inconsistent results. Crocker and Taylor (1978) asked participants to evaluate the degree of covariation between a personality trait and a profession that was either consistent or inconsistent with participants' prior knowledge (e.g., being a banker and being extroverted or introverted). Participants were sequentially presented with descriptions presenting the occupation and a personality trait of an individual. They were then asked to evaluate the degree of covariation between the personality trait and the profession as well as how many of each type of events they were exposed to. When participants were told to examine a relationship consistent with their prior knowledge, their judgements were more correlated to the number of type a events. When participants were asked to assess a relationship inconsistent with their prior knowledge, their judgements were more correlated with type b events. Overall, the authors suggest that when participants are asked to evaluate contingency data, they search the data for evidence consistent with their prior knowledge and primarily rely on that information to formulate their judgement. These results are consistent with other studies suggesting that participants weight cells differentially in accordance with their prior expectations (e.g., Alloy & Tabachnik, 1984 ; Griffiths & Tenenbaum, 2005).

Fugelsang and Thompson (2000) also examined the impact of the plausibility of a potential cause on the use of covariational information in causal judgments. They manipulated the plausibility of the potential cause using six scenarios where the causal links between the potential cause and the effect were either believable (e.g., car accident caused by severed brake lines) or unbelievable (e.g., allergic reaction in

children caused by doing homework). In addition, they also manipulated the covariation information (e.g., $\Delta_p = 0$; $\Delta_p = 0.5$; $\Delta_p = 1$). Contingency information was presented in a discrete format where the number of times the effect occurred when the potential cause was present and absent was included in the scenario (e.g., “of the 10 cars that had severed brake lines, 10 were involved in an accident; of the 10 cars that did not have severed brake lines, 0 were involved in an accident”). Results showed that the plausibility of the putative cause interacted with contingency parameters. When the putative cause was plausible, causal judgments were strongly affected by contingency parameters. However, when the putative cause was not plausible, contingency information had less of an influence. These results suggest that covariation information is less actively processed when a potential cause is implausible, (Fugelsang & Thompson, 2000). Fugelsang & Thompson (2003) provided additional evidence for the effects of plausibility on the way that covariation information is processed but did not find similar patterns when expectations about the degree of covariation were examined. These studies used a single frequency presentation of covariation information. Fugelsang, Stein, Green, & Dunbar (2004) examined how people processed sequentially presented contingency information when underlying causal mechanisms were presented as plausible or implausible. They found that in the initial stages, the plausibility status of causes led to reluctance to accept inconsistent data, although this effect lessened with more data (see also Fugelsang & Dunbar, 2005). However, in these studies the plausibility of the underlying cause was directly manipulated by a statement that explicitly stated that the underlying cause was likely or unlikely. Contrary to the other presented studies, participants’ prior knowledge was not measured.

More recently, Yarritu and Matute (2015) manipulated only participants’ expectations about the efficacy of a drug by initially presenting, in the instructions, information suggesting either a high or a low recovery rate (i.e., remission with the drug in 8/10 cases vs. remission without the drug in 8/10 cases). Following the instructions, participants were sequentially presented with covariational information. The authors tested for the effect of expectations on contingency judgements in both an active and a passive contingency learning task where the normative contingency was null. In the active task, participants controlled the rate at which the drug was administered, that is, they controlled if the drug was given to the patient or not (this is referred to as the rate of participation). By contrast, in the passive task they were observers and could not influence the covariation information. Results showed that in the passive contingency task, causal judgments were based solely on contingency information, and were not affected by expectations. However, in the active learning task, where participants controlled the presence of the putative cause, participants in the high recovery rate condition had a higher rate of participation and higher judgements than participants in the low recovery rate condition. The authors suggest that in this task, expectations influence participants’ choices, so that when participants expect the potential cause to be effective in producing the effect, they choose the

presence of the cause more often and accordingly give higher causal ratings. This is in line with previous results that have shown that there is a strong positive correlation between participation rate (i.e. the frequency with which the cause is presented) and causal judgments. Hence, Yarritu and Matute (2015) concluded that previous expectations influence causal judgements (via their behavior) in an active learning task, but not in a passive task.

Finally, in two active contingency learning tasks where contingency was null, Blanco and Matute (2019) manipulated prior expectations about the base rate of the outcome by modifying information about the presence of the outcome in the absence of the cause, i.e., $P(O/-C)$ in a pretraining task. Participants were assigned to one of two conditions: a condition with a pretraining phase with either a high (Study 1) or low rate (Study 2) of $P(O/-C)$, or a control condition with no pretraining. When participants received pretraining where the rate of $P(O/-C)$ was high, their causal judgements were lower than in the control condition. Reciprocally, when $P(O/-C)$ was low, causal judgements were significantly higher than controls. The authors suggest that manipulation of the base rate influenced the way participants weighted cell information during trials.

Overall, these results provide a mixed pattern of results. Fugelsang and Thompson (2000; 2003) found an interaction between the intuitive plausibility of the cause and covariation information when covariation information is provided in a discrete format. Fugelsang et al., (2004) and Fugelsang and Dunbar (2005) found a time-based interaction between externally determined plausibility and sequentially presented covariation information in a passive contingency task. By contrast, Yarritu and Matute (2015) did not report an effect of externally defined prior expectations of causal efficacy on judgements in a passive contingency learning task but did find an effect in an active task. Blanco and Matute (2019) manipulated prior expectations using a pretest phase and found interactions between expectations and contingency in an active task.

While these results generally suggest that prior knowledge influences the interpretation of contingency information, they show some important differences. However, differences in interpretation could be due to the fact that these studies used different methods (frequency vs sequential presentation of contingency information in an active or a passive task). In addition, in some studies prior knowledge was determined by participants' intuitions while in others this was determined by explicit information provided by experimenters. Finally, prior knowledge was measured by either causal plausibility or covariation expectations.

Thus, in the following, we specifically focus on the effects of prior intuitive plausibility of the causal link on causal judgments using a contingency learning paradigm, while attempting to control for prior expectations about the occurrence of the effect when the cause is present.

Another question concerns the nature of individual differences in contingency learning. Although there is some suggestion that such differences do exist, see Fugelsang and Thompson (2000), there is no clear way to specify what they are. The Dual strategy model of reasoning does indeed provide such a framework. This model combines probabilistic theories (Oaksford & Chater, 2009) and mental model theory (Johnson-Laird, 2001) into an individual differences model. According to probabilistic theories, when reasoning, people produce rapid likelihood estimations of a putative conclusion based on readily accessible information. In contrast, the mental model theory suggests that people generate a mental representation of an inference and look for potential counterexamples to a putative conclusion (Johnson-Laird, 2001; Johnson-Laird & Byrne, 2002). The Dual Strategy Model suggests that these actually describe two distinct reasoning strategies, Counterexample or Statistical, which determine how people process information when reasoning. People using a Counterexample strategy tend to use a small amount of key information to generate a mental representation of the problem parameters and are very sensitive to potential counterexamples. Statistical reasoners tend to generate a rapid, likelihood estimation of a putative conclusion based on intuitive evaluation of readily accessible information.

Initial studies resulted in the creation of a Strategy Assessment Task (Markovits, Forgues, & Brunet, 2012; Markovits, Brunet, Thompson, & Brisson, 2013), which allows categorizing participants according to their preferred strategy. The key items consist of 10 Affirmation of the Consequent conditional inferences (i.e., If P then Q, Q is true. Is P true?) constructed with abstract content, situated on an imaginary planet. Participants are asked to evaluate the validity of the conclusion that “P is true”. Each inference is associated with explicit observational information regarding the relative occurrence of cases in which both P and Q occur together, and cases in which not-P and Q occur together. The ratio of P&Q cases to not-P&Q cases determines the empirical probability of the conclusion being true. Of the 10 AC inferences, 5 were chosen so that this probability was very high, but less than certain. In these (90%) cases, people were told that the ratio was close to 90:10 (of 1000 observations, 900 corresponded to P&Q, while 100 corresponded to not-P&Q). For the other 5 (50%) inferences, the ratio was 50:50. Critically, both sets of inferences present cases of not-P&Q, that is they all indicate the presence of potential counterexamples to the conclusion that “P is true”.

This allows clearly distinguishing two ways of processing the information included with these inferences. People who compute the relative probability of the conclusion based on the given information (who we refer to as Statistical reasoners) should accept the conclusion that “P is true” more often with the 90% inferences than with the 50% inferences, in a way that reflects the difference in relative probabilities. People who concentrate on potential counterexamples (who we refer to as Counterexample reasoners) should reject this conclusion for all the inferences. Most previous studies examining the Dual strategy model have examined the difference between Statistical and Counterexample reasoners, which typically categorize between 65% and 75% of participants. A recent large-scale study (Thompson & Markovits, 2021) reported that participants not categorized as either Statistical or Counterexample, could be categorized into two further classes: participants who switched between the Counterexample and Statistical strategy, who we refer to as Intermediate and participants who did not understand the nature of the task (an Other category). Because these participants do not use consistently one of the given strategies they are not analyzed.

Several studies have shown the distinction between Statistical and Counterexample strategies to be a robust predictor of individual differences in a variety of reasoning and judgement tasks (Thompson & Markovits, 2021, Markovits et al., 2012, Markovits et al., 2013; Markovits, Brisson, & De Chantal, 2015). Furthermore, other studies have shown that strategy use captures individual differences in a much larger array of contexts, such as emotion processing (Markovits, Trémolière, & Blanchette, 2018), mental rotation (Markovits, 2019) and social biases (Gagnon-St-Pierre, Doucerain, & Markovits, 2021). These studies suggest that the dual strategy model not only predicts deductive reasoning performance but captures some general differences in the way that information is processed. A recent study suggested that one of these differences is attentional (De Chantal, Newman, Markovits & Thompson, 2019), with Statistical reasoners attending more to information that is more salient. One such attentional difference can be inferred from studies conducted in the context of deductive reasoning. These are focused on judgements of the validity of inferences based on conditional premises of the form: If P then Q, where P is the antecedent and Q the consequent term. Conditional inferences are characterized by two dimensions (Thompson, 1994). Sufficiency refers to the relative extent to which the consequent occurs with or without the antecedent. Necessity refers to the extent to which the antecedent is required for the consequent to be true. Studies clearly show that Statistical reasoners, who use a more intuitive mode of processing, tend to focus more strongly on sufficiency information (e.g. Markovits et al., 2015) than do Counterexample reasoners. In the context of contingency judgments, the equivalent of sufficiency is given by the ratio of the number of times that an effect occurs in the presence of the cause to the total number of times that a cause is given, while necessity is the same ratio in the absence of a cause. This leads to the general prediction that, all other things being equal, Statistical reasoners will focus relatively more on sufficiency information, that is they will particularly attend to the

ratio of positive outcomes after a cause, while Counterexample reasoners will give relatively more weight to outcomes in the absence of a cause.

This hypothesis was recently confirmed by a study that examined the way that contingency information impacts causal judgements (Béghin, Gagnon-St-Pierre, Markovits, 2021). This initial study showed that Statistical reasoners were indeed more influenced by sufficiency information, while Counterexample reasoners were relatively more influenced by necessity information.

This difference allows one further prediction. Since over-reliance on sufficiency and under-reliance on necessity both lead to higher causal judgments with the same contingency information, this suggests that Counterexample reasoners will be generally more conservative in their causal judgments than Statistical reasoners (see Brisson & Markovits, 2020 for a similar argument in the context of conditional reasoning). Note that while this analysis allows predictions about the effect of differences in strategy use on contingency judgments using the same basic information, it allows no prediction about the way that plausibility might interact with Strategy.

Thus, in the following studies, we examine two hypotheses. First, we looked at whether the prior plausibility of a putative cause would influence causal judgments in a contingency learning paradigm when prior expectations of the occurrence of the effect when the cause is presented are controlled for. Second, we examined whether similar forms of contingency information would result in globally more conservative causal judgments among Counterexample reasoners compared to Statistical reasoners.

9.3 Study 1

We initially examined the impact of (1) the plausibility of the potential cause and (2) reasoning strategy on causal judgements in a passive learning contingency task. For this procedure we adapted the scenarios used by Fugelsang and Thompson (2000). We created two conditions where participants evaluated two different putative causes (one plausible, one not plausible) for the same effect. Contingency information was presented using a passive contingency learning format.

In addition, we explicitly controlled for prior expectations about the occurrence of the effect when the cause is present in the presentation of the study, in order to isolate the effect of the plausibility of the putative cause on causal judgements.

9.3.1 Method

9.3.1.1 Participants

A total of 200 participants (117 females, 83 males, mean age = 38 years) were recruited from the online participant pool prolific. In order to detect a medium effect ($\eta^2 = .05$), including main effects and interactions with a probability of .8 at least 150 participants are needed (computation based on MorePower: Campbell & Thompson, 2012), for each condition. Since the strategy diagnostic task generally classes between 65% and 75% of participants in one of the two strategies, a minimum of about 200 participants informed the stopping rule used here. Participants each received: 1.5£

9.3.1.2 Material

9.3.1.2.1 Strategy assessment task

Participants were presented with 13 items set of inferences identical to that used in previous studies (Markovits et al., 2012). Instructions explained that they were to be given information about a newly discovered planet. Also, participants were informed that they were to be asked to evaluate the logical validity of a sequence of arguments followed by a conclusion based on previous information.

The task consisted of 13 inferential problems describing conditional statements including explicit frequencies information about the relative occurrence of the antecedent and consequence. An example is available in the Annex.

There were three different forms of problems. Among the 13, three were Modus Ponens of the form P implies Q, P is true. Q is true, and were included as fillers. The ten others were of the form P implies Q, Q is true. P is true. Five of those 10 problems presented statistical information indicating a close to 90% probability that P was true, while the other 5 presented information indicating about a 50 % probability that P was true. Participants are asked to evaluate the validity of the conclusion using dichotomous judgements (yes / no).

9.3.1.2.2 Contingency task

We used two conditions. In both conditions participants were told to imagine that they were a pediatrician, and they conducted an experiment regarding a potential cause of allergic reaction in children. The first group was told that their hypothesis involved peanut consumption as the putative cause of allergic reaction (Plausible condition) whereas the second group was told that they investigated if homework caused allergic reactions in children (implausible condition). Participants were informed that they were going to see the

results of their experiment and, based on their results, asked to evaluate the effect of the putative cause on allergic reaction. Also, participants were told that previous research has shown that the presence of the putative cause led to an allergic reaction in 50% of cases, for both conditions. Instructions were as follows:

« In this task, imagine that you are a pediatrician at the University Hospital. You are investigating the recent increase of allergic reactions in children. You have a hypothesis that allergic reactions may be caused by the consumption of peanuts. Previous research has shown that peanut consumption leads to allergic reactions in 50% of cases. In order to test your hypothesis, you decide to conduct an experiment to determine if allergic reactions in children are due to peanut consumption.

For each participant, you will know if the child has consumed peanuts and if the child had an allergic reaction. Based on the results of this experiment, you will be asked to judge the effect of peanut consumption on allergic reactions.»

They were presented with 50 children. Table 1 summaries contingency parameters for this procedure. For each patient, participants were told if they received the putative cause (i.e. consumed peanut or received homework) and if they had an allergic reaction or not. After presentation of all patient’s results, participants were asked to evaluate to what extent the putative cause produced the allergic reaction. Participants could judge the putative cause effect on a scale from 0 (definitely not) to 100 (definitely).

Tableau 9.1. Contingency parameters in Study 1

		Outcome	
		Present	Absent
Cause	Present	23	10
	Absent	12	5

Note that the ratio of successes and failures when the cause is present $RS(C)$ and absent $RS(not-C)$ where kept as equal as possible, that is $RS(C)$ was 0.70 and $RS(not-C) = 0.71$. The overall contingency was $\Delta_p = -0.009$.

9.3.1.3 Procedure

The order of the tasks (Contingency task, Strategy diagnostic) was systematically counterbalanced. Participants were randomly assigned to one of the conditions (Plausible cause, Implausible cause).

9.3.2 Results and discussion

We first analyzed results on the contingency task with all participants. We conducted an ANOVA with contingency judgements as dependent variable and Plausibility (plausible condition, implausible condition) as independent variable. This gave a significant result for Plausibility, $F(1,198) = 12.8$, $p < .001$, $\eta^2 = .061$. Mean rating in the plausible condition was significantly higher ($M = 54.3$, $SD = 20.4$) than in the implausible condition ($M = 42.1$, $SD = 27.2$).

We then analyzed results on the strategy assessment task using criteria from previous studies (Markovits et al., 2012). Participants who rejected both the high and low probability inferences, were classified as counterexamples reasoners, while participants who rejected the low probability at least two times more than the high probability inferences were classed as statistical reasoners. All others were categorized in an Other separate condition and were not considered in subsequent analysis. This gave 64 statistical reasoners, 72 counterexample reasoners and 64 in the other category.

We then conducted an ANOVA using causal judgements as dependent variable, Plausibility (plausible condition, implausible condition), Strategy (counterexample, statistical) as well as the interaction between these two variables as independent variables. This gave significant effects of Plausibility, $F(1, 124) = 14.77$, $p < .001$, $\eta^2 = .106$, and Strategy, $F(1, 124) = 4.61$, $p = .034$, $\eta^2 = .036$. The interaction term was not significant.

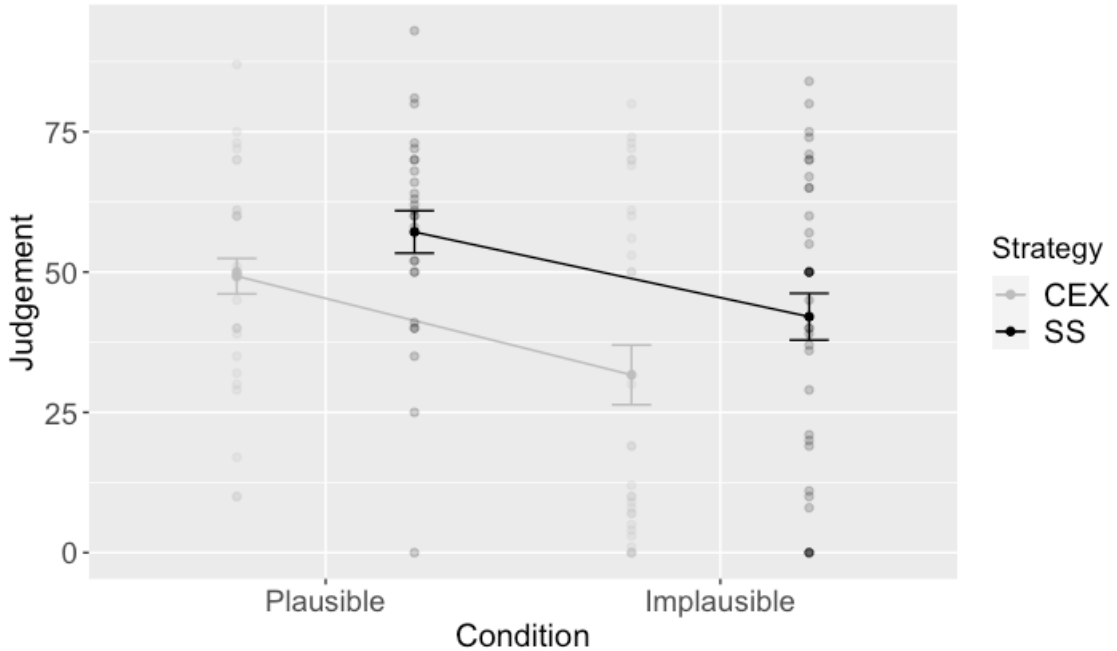


Figure 9.1. Mean causal judgement in Study 1 as a function of the Plausibility of the putative cause (Plausible, Implausible) and the reasoning Strategy (CEX = counterexample, SS = Statistical). Error bars are Standard error.

Overall, mean causal rating in the plausible condition was significantly higher ($M = 52.7$, $SD = 18.9$) than in the implausible condition ($M = 37.4$, $SD = 27.7$). Also, mean causal rating was significantly higher for statistical reasoners ($M = 48.2$, $SD = 25.8$) than for counterexample reasoners ($M = 40.8$, $SD = 24.3$) – see Figure 1.

These results show that causal judgments with plausible causes were significantly higher than those with implausible causes. Strategy use had an independent effect in the same direction as that hypothesized, i.e. Counterexample reasoners' judgements were generally lower than those of Statistical reasoners.

9.4 Study 2

In the first study, we examined the influence of the plausibility of a putative cause in a situation in which contingency parameters indicate an overall contingency (Δ_p) close to 0. In this second study, we aimed to replicate this effect and also to investigate the interaction between the plausibility of the putative cause with contingency parameters that correspond to different levels of causal strength. Previous studies reported that contingency information may be less influential when the potential cause is implausible (Fugelsang &

Thomson, 2000). In this study, we manipulated causal strength by changing the sufficiency ratio (i.e. the ratio of positive to negative outcomes when the cause is present) as well as the plausibility of the potential cause, while keeping the necessity ratio (ratio of positive to negative outcomes when the cause is not present) stable. The reason for this choice is, as previously mentioned, that previous studies on contingency judgements and strategy use have shown that Statistical reasoners tended to neglect necessity information in a passive contingency learning task (Béghin et al., 2021). By manipulating the sufficiency ratio, we ensured that differences in contingency judgements between the strategies were not due to variation in necessity information and would thus be attended to by both Statistical and Counterexample reasoners. We expected to replicate the interaction obtained by Fugelsang and Thompson (2000) and Fugelsang and Dunbar (2005), which showed that covariation information is less influential when a potential cause is implausible.

9.4.1 Method

9.4.1.1 Participants

In order to detect a medium effect ($\eta^2 = .05$), including main effects, two- and three-way interactions, with a probability of .8 at least 350 participants are needed (computation based on MorePower: Campbell & Thompson, 2012). Since the strategy diagnostic task generally classes between 65% and 75% of participants in one of the two strategies, a minimum of about 400 participants informed the stopping rule used here. A total of 452 participants (male = 168; female = 284 ; mean age =26,7 years) were recruited on the online participant pool Prolific. Each participant received 1.5 £ for their participation.

9.4.1.2 Material

9.4.1.2.1 Strategy diagnostic task.

We used the same procedure as in Study one to evaluate the strategy.

9.4.1.2.2 Passive contingency learning task.

The same instructions as in Study 1 are used (see Annex). Participants are asked to imagine that they are conducting an experiment about a potential cause of allergic reactions in children. One group is asked to investigate the effect of peanut consumption on allergic reactions (plausible condition) while the other group is asked to investigate the effect of homework (implausible condition). The sequential presentation of patients was identical to Study 1.

In addition to the plausibility of the potential cause, contingency parameters were manipulated, by varying sufficiency information (ratio of positive to negative outcomes in the presence of the cause) while keeping necessity information (ratio of positive to negative outcomes in the absence of the cause) stable (in this case = .7). In the High Sufficiency condition, the ratio of positive to negative outcomes in the presence of the cause was relatively high (.91), leading to an overall positive contingency ($\Delta_p = .2$). In the Low Sufficiency condition, this ratio was lower (.48), leading to an overall negative contingency ($\Delta_p = -.22$). The contingency information is available in Table 2.

After all cases have been presented, participants are asked to judge to what extent the allergic reaction was produced by the potential cause. The participants can formulate their judgment on a scale from 0 (definitely not) to 100 (definitely).

Tableau 9.2. Contingency parameters in Study 2

	a	b	c	d	Δ_p	RS(c)	RS(not-c)
RS(c) high	30	3	12	5	0,2	0,91	0,71
RS(c) low	16	17	12	5	-0,22	0,48	0,71

9.4.1.3 Procedure.

Participants were randomly assigned to one of the 4 conditions defined by the combinations of Plausibility (high, low) and Sufficiency (High, Low). The order of the tasks was counterbalanced (Strategy, Contingency judgement task).

9.4.2 Results and discussion

First, we analyzed the results with all participants. We conducted a factorial ANOVA using causal judgement as the dependent variable, and Plausibility (plausible, implausible), Sufficiency (high, low) as well as the interaction between those terms as the independent variables. This gave a significant effect of Sufficiency, $F(1, 450) = 71.56, p < .001, \eta^2 = .137$, and Plausibility, $F(1, 450) = 36.65, p < .001, \eta^2 = .075$. The interaction between Sufficiency and Plausibility was not significant $F(1, 450) < 1$.

Overall, mean ratings were significantly higher when Sufficiency was high ($M = 56.3$, $SD = 24.1$) than when Sufficiency was low ($M = 39.4$, $SD = 21.5$). Furthermore, mean ratings were significantly higher when the potential cause was plausible ($M = 54$, $SD = 20.6$) than implausible ($M = 42.5$, $SD = 26.1$).

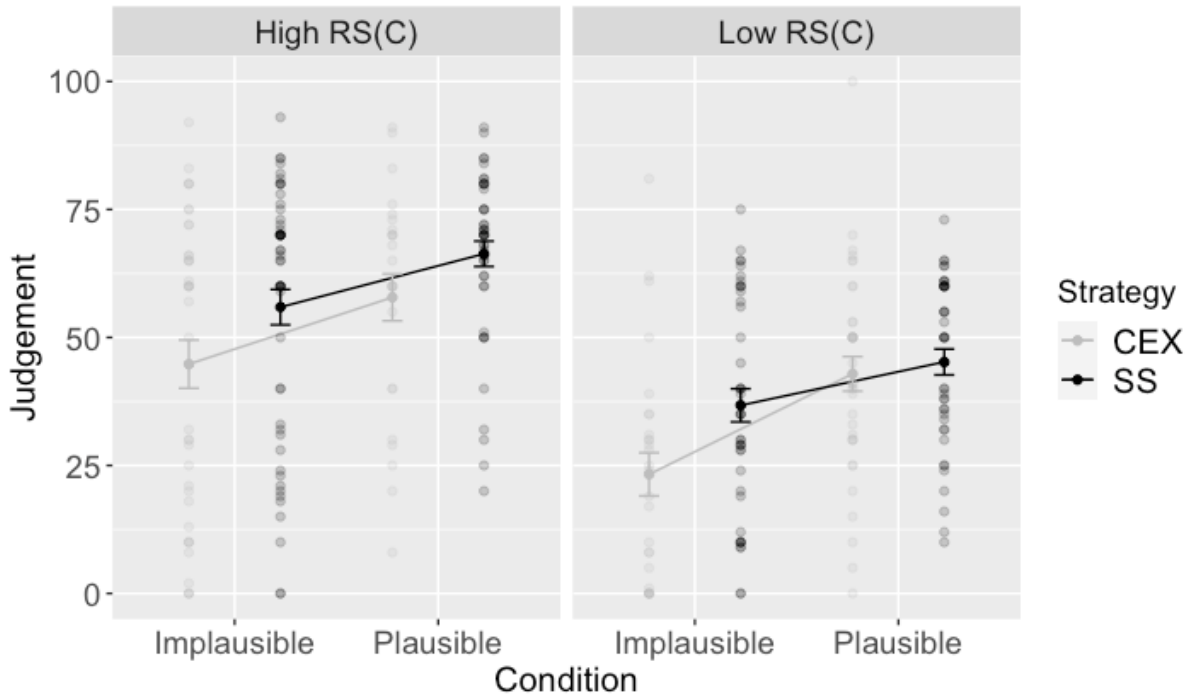


Figure 9.2. Mean causal judgement in Study 2 as a function of the Plausibility of the putative cause (Plausible, Implausible), Sufficiency (High RS(C), Low RS(C)), and the reasoning Strategy (CEX = Counterexample, SS = Statistical). Error bars are Standard error.

We then analyzed results from the strategy assessment task. This gave 181 participants identified as statistical reasoners, 125 identified as counterexample reasoners and 146 classified as other which were excluded from subsequent analysis.

We then conducted an ANOVA using causal judgements as the dependent variable, Strategy, Plausibility, and Sufficiency as well as the interaction between those terms as the independent variables. This gave a significant effect of Plausibility, $F(1, 298) = 25.05$, $p < .001$, $\eta^2 = .078$, Sufficiency, $F(1, 298) = 55.56$, $p < .001$; $\eta^2 = .157$, and Strategy, $F(1, 298) = 11.84$, $p = .001$, $\eta^2 = .038$. No other results were significant.

Mean causal rating was significantly higher for the plausible cause ($M = 53.2$, $SD = 20.9$) than for the implausible one ($M = 42.6$, $SD = 26.9$). Furthermore, mean causal judgements were higher with high

Sufficiency ($M = 56.5$, $SD = 24.7$) than with low Sufficiency ($M = 38.2$, $SD = 21.1$). Finally, consistent with results in Study 1, mean causal rating was significantly higher for statistical ($M = 51.6$, $SD = 22.9$) than counterexample reasoners ($M = 42.1$, $SD = 26.3$). See Figure 2.

We further examined the non-significant interaction between Plausibility and Sufficiency by replicating the same analysis using Bayesian ANOVA. Thus, we used Judgement as the dependent variable, Strategy, RS(C) and Plausibility as independent variable. Results suggest strong evidence in favor of the effect of Strategy on Judgements ($BF_{inclusion} = 20.37$) and very strong evidence in favor of Sufficiency ($BF_{inclusion} = 1.22 \times 10^{10}$) and Plausibility ($BF_{inclusion} = 5.55 \times 10^3$). Results for the Sufficiency X Plausibility interaction showed negligible evidence ($BF_{inclusion} = [0.04, 0.85]$).

In this study, we examined the effect of the plausibility of the potential cause when contingency information was varied by manipulating the ratio of positive to negative outcomes in the presence of the potential cause (Sufficiency information).

While the results replicated those of Study 1, showing clear effects of both plausibility and strategy use, there was no evidence for the predicted interaction between the plausibility of the potential cause and sufficiency information, as would be suggested by some previous results (Fugelsang and Thomson, 2000; Fugelsang & Dunbar, 2005). Furthermore, effect sizes were larger for Sufficiency than for the plausibility of the cause, which suggests that participants attended at least as much, or more, to contingency information irrespective of the plausibility of the putative cause.

9.5 Study 3

The first two studies aimed to investigate the influence of plausibility on contingency judgments using passive covariational learning tasks. Results from both studies showed a clear and independent effects of plausibility, and of contingency information. In order to attempt to generalize these results, we examined the effects of plausibility in an active learning task. In such a task, participants actively chose, on each trial, whether the putative cause is present or not, and are given information about the effect. Previous results have shown that in such a task, people's causal judgments are affected primarily by the rate at which they chose to present the cause, referred to as the Participation rate (Blanco et al., 2011). To our knowledge, there is no study that has examined the impact of plausibility on causal judgments in an active task. However, Yarritu and Matute (2015) did find a relationship between participants' prior expectations of the efficacy of a potential cause and causal judgments in an active task, one that was also mediated by the Participation rate. By contrast, Blanco et al., (2019) showed that when participants were pretrained to expect a high base

rate of the outcome, Participation rate did not predict causal judgements, whereas when they expected a low base rate of the outcome, judgements were predicted by the Participation rate. There is no evidence that plausibility alone might have an effect in active tasks. However, if we make a parallel with the effects of prior expectations, then we would expect that plausibility will affect the extent to which people chose to have the cause present and that this will influence causal judgments.

We also examined the effect of strategy use, and consistent with Studies 1 and 2, we expect Statistical reasoners' causal judgements to be higher than Counterexample reasoners' judgements. Previous results (Béghin et al., 2021) in an active task found that strategy use affected causal judgments but found no difference in Participation between strategies. Thus, we make no specific prediction about how Strategy will interact with Participation.

9.5.1 Method

9.5.1.1 Participants.

A total of 262 participants (male = 97; female = 165; mean age = 25,7 years) were recruited on the online participant pool *Prolific*. Sample size was estimated based on the same criteria as Study 1 and 2 ($\eta_p^2 = .5$, including main effects, two- and three-way interactions, with a probability of .8). Each participant received 1.5 £ for their participation.

9.5.1.2 Material

9.5.1.2.1 Strategy assessment task.

The same strategy assessment task is used as in the previous studies.

9.5.1.2.2 Contingency Task.

The same experimental setting as the previous two studies is used and adapted to an active covariational learning task. Participants are asked to imagine that they are pediatricians and that they wish to test a hypothesis regarding the cause of allergic reactions in children. Two conditions are used: the potential cause was either plausible (i.e., peanut consumption) or implausible (i.e., homework). Unlike other studies where participants are bystanders to the exposure to the potential cause and effect, in this procedure, participants can decide to administer the potential cause to the patients. The instructions are available in the Annex of this document.

The 50 cases are presented to the participants. For each case, participants must decide whether to expose the child to the potential cause. Regardless of the participant's choice, a random consequence is then displayed (i.e., whether or not the allergic reaction occurs). The participants can decide whether or not to expose the participants to the potential cause via two buttons: "give a peanut" or "do nothing". As in Yarritu and Matute's (2015) procedure, the presence of the effect was independent of participants' choice. In addition, the frequency of the effect was fixed and high ($P(O) = .76$).

As in the previous studies, participants were told that research has shown that the potential cause resulted in an allergic reaction in 50% of the cases in both conditions.

After the 50 trials, participants were asked to judge to what extent the allergic reaction was produced by the potential cause. They made this judgment on a scale from 0 (definitely not) to 100 (definitely).

9.6 Results and discussion

We first computed each type of event: potential cause administered and allergic reaction present (a), potential cause administered and allergic reaction absent (b), potential cause absent and allergic reaction present (c), potential cause absent and allergic reaction absent (d). Based on that information, we computed the Participation rate, $P(R)$, which was $(a+b)/(a+b+c+d)$, as well as the actual Contingency index using the standard formula (i.e., Δ_p), see Table 3.

We first analyzed results across all participants. Previous results have shown that differences related to actual Contingency are fully accounted for by the Participation rate, (Blanco et al., 2011). In order to confirm this in the present sample, we conducted a linear regression analysis with Causal judgement as the dependent variable and Participation, Plausibility (plausible, implausible), and Contingency as independent variables. This gave a significant effect of Plausibility, $b = -16.49$, $t(228) = -4.71$, $p < .001$, and Participation, $b = 32.94$, $t(228) = 3.05$, $p < .001$. As expected, Contingency had no effect when Participation rate is included. Thus, we discarded Contingency from subsequent analyses.

Tableau 9.3. Descriptive statistics for Study 3. Standard deviation in parentheses.

	Judgement	P(R)	Contingency
Plausible	51.4 (28.1)	0.54 (0.27)	-0.005 (0.21)
Implausible	30.6 (27.3)	0.50 (0.18.6)	-0.01 (0.15)

We then conducted a regression analysis with Causal judgement as dependent variable with Participation and Plausibility (plausible, implausible) fully crossed as independent variables. This gave a significant effect for Participation, $b = 37.4$, $t(258) = 4.92$, $p < .001$, and Plausibility, $b = -19$, $t(258) = - 5.84$, $p < .001$. The Participation x Plausibility interaction was not significant, $b = -12.19$, $t(258) = - 0.850$, $p = .396$. This suggests that Participation predicted Judgment for both the plausible and implausible conditions.

Then we examined the effect of Plausibility on Participation. We conducted an ANOVA with Participation as the dependent variable and Plausibility as the independent variable. Results were not significant, $F(1, 260) = 2.74$, $p = .10$. This lack of difference in Participation between the plausible and implausible conditions prevents the use of a mediational analysis, since a difference in the independent and mediator variables is required to conduct such analysis (Baron & Kenny, 1986).

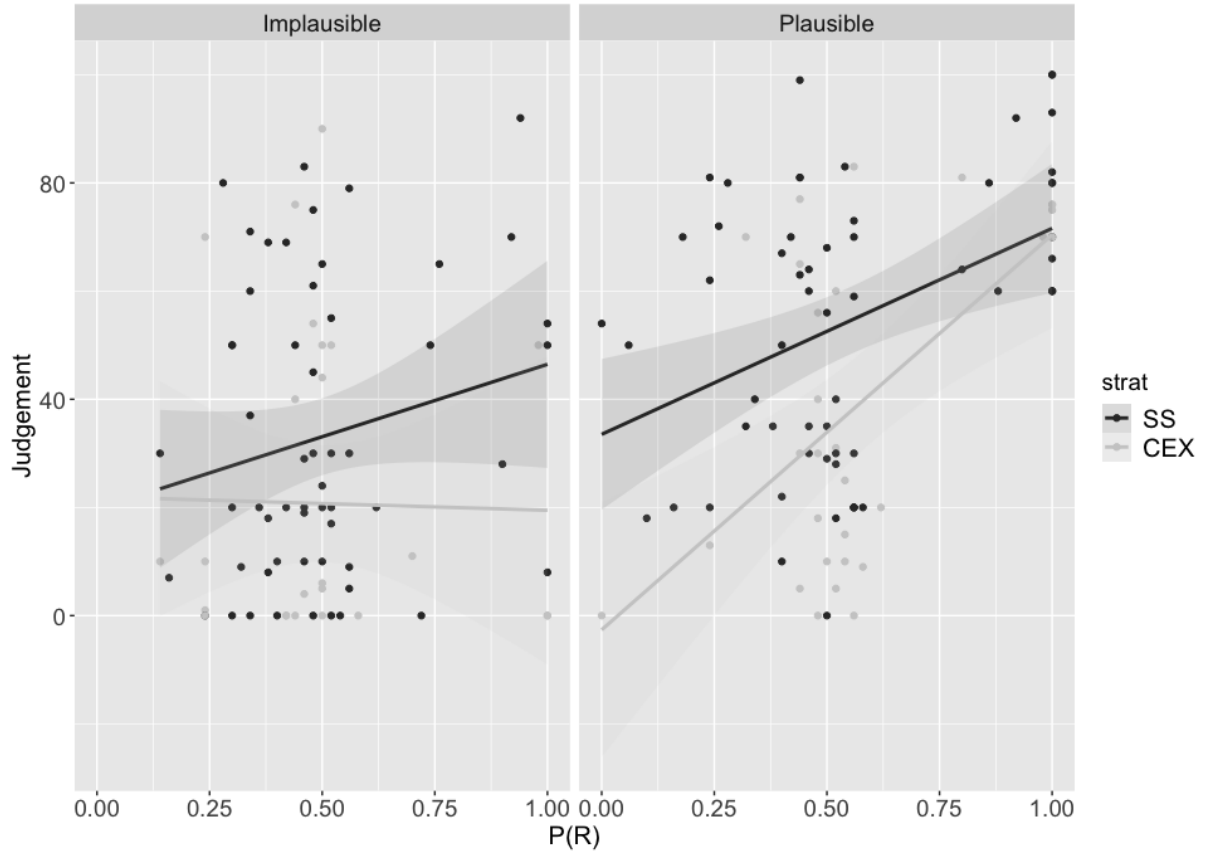


Figure 9.3. Causal Judgements as a function of P(R), Plausibility (Plausible, Implausible), and Strategy (Statistical, Counterexample reasoners). 95% CI are represented.

We then analyzed results from the strategy assessment task, using the same method of categorization as in the initial studies. This gave 115 participants identified as statistical reasoners, 60 participants identified as counterexample reasoners and 87 classified as other and excluded from subsequent analysis.

As before, we first examined whether individual differences in contingency had an effect on causal judgments. Thus, we conducted a regression analysis with Causal judgement as the dependent variable and Strategy, Plausibility, Contingency and Participation as independent variables. This gave significant effects of Participation, $b = 29.36$, $t(146) = -13.28$, $p < .001$, Strategy, $b = -13.28$, $t(146) = -2.9$, $p = .004$ and Condition, $b = -14.62$, $t(146) = -3.37$, $p < .001$. As before, Contingency had no significant effect, $b = 5.19$, $t(146) = 0.43$, $p = .67$.

We then conducted a regression analysis with Causal judgement as the dependent variable and Participation, Plausibility, and Strategy, as well as the interaction between those terms as independent variables, see Figure 3. This gave significant effects of Participation, $b = 0.67$, $t(167) = 3.73$, $p < .001$, Strategy, $b = -15.41$, $t(167) = -3.71$, $p < .001$, and Plausibility, $b = -17.80$, $t(167) = -4.28$, $p < .001$. Mean judgements were significantly higher for Statistical reasoners ($M = 44.1$, $SD = 28.4$) than Counterexample reasoners ($M = 31.2$, $SD = 30.7$). Furthermore, there was a significant Plausibility X Participation interaction, $b = -0.87$, $t(167) = -2.39$; $p = .018$.

In order to examine this interaction, we conducted a simple slope test. This showed a significant effect of Participation in the plausible condition, $b = 55.6$, $t(167) = 5.03$, $p < .001$, but not in the implausible condition, $b = 12.1$, $t(167) = 0.842$, $p = .401$, see Table 3. Finally, it should be noted that the three-way interaction between Strategy X Plausibility X Participation was marginally significant, $b = -1.29$, $t(167) = -1.77$, $p = .079$.

These results show that when individual differences are not accounted for, plausibility has a clear effect on causal judgments, one that is not mediated by Participation. However, when reasoning strategy is explicitly considered, there is an interaction between plausibility and Participation which indicates that Participation has an effect on causal judgements, but only when the putative cause is plausible. Combined with some evidence for the possible existence of a three-way interaction between plausibility, Participation and strategy use, this suggests that the interaction between Participation and plausibility is not universal but varies by strategy. Since the Other category which was not examined here consists of different sub-classes of participants (Thompson & Markovits, 2021) future research examining this effect should focus on distinguishing these participants to better understand the implications of this interaction.

Overall, these results are not totally consistent with our initial predictions. We expected Participation to mediate the relationship between Plausibility and Judgement. However, they show that both plausibility and strategy use have an independent effect on causal judgments in an active task, and that these are mostly independent of the effect of the rate at which the putative cause was presented (the Participation rate). There is some suggestion that strategy use might modulate the interaction between plausibility and Participation, but this is less clear.

9.7 General discussion

The question of how prior knowledge affects causal judgments based on contingency information is an important one. Previous studies have examined this by using different formats and different ways of operationalizing prior knowledge, making results difficult to interpret clearly. In this paper, we examined situations in which participants were asked to evaluate the causal strength between a potential cause and an effect based on sequentially presented contingency information. In these studies the prior, intuitive, plausibility of the causal link between the putative cause and the effect was varied, while prior expectations about the rate of the occurrence of the effect when the cause is present were explicitly controlled for. In three studies, we examined the effect of plausibility using a contingency learning paradigm with both passive (Studies 1 and 2) and active formats (Study 3). In these studies, we also examined the hypothesis that causal judgments are systematically modulated by individual differences determined by the Dual strategy model (Markovits et al., 2013) which suggests that participants can either use a Statistical or a Counterexample strategy. People using a Statistical strategy use a rapid, intuitive mode of processing to evaluate the likelihood of a putative conclusion being true, while Counterexample reasoners use a more working memory intensive process and focus on less information to identify potential counterexamples. Previous studies have shown that, in contingency learning tasks, Statistical reasoners tend to be more sensitive to sufficiency information (the ratio of successful to unsuccessful outcomes when the cause is presented) while Counterexample reasoners attend more to necessity information (ratio of successes to failures in the absence of the cause (Béghin et al., 2021; see also Brisson & Markovits, 2020 for a related analysis in the context of conditional reasoning). Thus, we hypothesized that when given the same contingency information, Counterexample reasoners should give globally more Conservative estimates of causal strength than Statistical reasoners.

The results from all three studies clearly showed a clear effect of the plausibility of the potential cause on causal judgements, even when prior expectations about the occurrence of the effect when the cause is present are controlled for. Causal judgements were higher when the potential cause was plausible, in a passive contingency learning task with either a null real contingency (Study 1) or with contingency information varied (Study 2). The same effect of plausibility was also found using an active learning task (Study 3). Thus, combined with previous results, these results confirm the importance of the plausibility of the causal link between cause and effect in causal induction.

However, they are inconsistent with accounts suggesting that covariational information is considered differently in the light of prior knowledge (Griffin & Tenenbaum, 2005; Fugelsang & Thompson, 2000; Fugelsang et al., 2004). Specifically, the results of Study 2 show that when contingency information is

varied in a passive learning format, both plausibility and contingency have separate effects, with no evidence of any interaction between them. This discrepancy may be related to the way prior knowledge is manipulated: Fugelsang et al. (2004) used unfamiliar causal relations and clearly stated to participants whether causes were likely or not, whereas we relied on prior intuitive plausibility using pre-tested scenarios from Fugelsang and Thompson (2000). The interaction between plausibility and contingency found by the latter was, in addition, obtained with a static, discrete presentation of covariation information. This could suggest that both the way that covariational information is presented and the way that prior knowledge is defined might have an impact on how this information is processed.

While a clearer comparison requires further study, it seems likely that the effect of plausibility on the way that covariational information is processed would be facilitated by use of a synthetic presentation, while in a contingency learning task with a sequenced presentation of covariation information this effect would be minimized.

It should also be noted that, we did not use the same contingency parameters as Fugelsang and Thompson (2000). In Study 2, contingency was varied by manipulating only sufficiency information. This was done to ensure that the difference in contingency was equally perceptible to both Statistical and Counterexample reasoners. This led to different values for the normative contingency, but also resulted in variation in the overall probability of the outcome. Nonetheless, the absence of an interaction between plausibility and contingency parameters found in this study remains robust, since neither difference in contingency nor outcome probability combined produced any interaction with plausibility.

Finally, all three studies show that, as predicted, Counterexample reasoners give more conservative causal judgments than Statistical reasoners, irrespective of the nature of the task, plausibility of the putative cause, or contingency information. This pattern is similar to that obtained in the context of deductive reasoning, which show that counterexample reasoners tend to be more sensitive to potential counterexamples and thus, are more conservative in their judgements of validity than statistical reasoners (Brisson & Markovits, 2020). In the context of contingency learning, this is consistent with the idea that this difference in judgement is related to the increased weight given to sufficiency information by Statistical reasoners and to necessity information by Counterexample reasoners observed previously (Béghin et al., 2021). However, it should be noted that these studies do not allow discarding the idea that counterexample reasoners are simply more conservative reasoners.

In all studies, we manipulated the plausibility of the causal link of the putative cause while attempting to control for previous expectations regarding the occurrence of the outcome when the cause was present. There are two possible limits to this procedure. First, it is probable that in a real-life setting plausibility covaries with implicit expectations about cause-effect covariance. If the manipulation of prior expectations was successful to any extent, this might have decreased the effect of plausibility, which could explain the lack of an interaction between plausibility and contingency found in Study 2. It is also possible that instructions about the occurrence of the outcome when the cause was present was not completely effective in controlling participant expectations. Certainly, real life expectations at play with the plausible and implausible causes used in these studies. Thus, the most conservative interpretation of the present results is that plausibility along with associated implicit expectations of cause-effect covariation has an effect on causal judgments, both in a static format (Fugelsang & Thompson, 2000), and in, as shown in the present results, a contingency learning format. It should be noted that Yarritu & Matute (2015) found no effects of covariation expectations alone in a passive learning format. This would suggest that manipulation of plausibility is necessary to influence judgements in passive contingency learning task.

Another limitation concerns the context used in the contingency tasks. In all three studies we used the same “allergic reaction” scenario. We did not explore other scenarios which limit the generalization of our results. Future studies could extend those findings by using different scenarios.

Finally, the relation between reasoning strategy and causal judgments might be relevant to other factors. Studies have shown that pseudoscientific beliefs such as paranormal beliefs were related to higher contingency judgements in both active (Blanco et al., 2015) and passive contingency learning task (Torres et al., 2020). Blanco et al., (2015) suggested that the tendency to endorse paranormal beliefs may be related to a greater vulnerability to causal illusion. The Dual strategy model could help better understand the underlying difference in information processing that could lead to such vulnerability. In fact, a recent study showed in the context of fake news processing, statistical reasoners were more vulnerable to the illusory truth effect, which simply put, describe the tendency to perceived as true an information because it is repeated (Gratton & Markovits, 2021). Thus, future studies examining causal illusions should account for differences in information processing.

Overall, these results add to the literature showing that strategy use is correlated with contingency judgements and extend the evidence that the dual strategy model identifies an important difference in the way information from a wide variety of sources is processed (Markovits et al., 2017; Markovits et al., 2018, Gagnon-St-Pierre et al., 2021, Gratton & Markovits, 2021).

9.8 Open practice statement

These studies were not preregistered. Data for these studies are available online. (https://osf.io/46jha/?view_only=a9a89967a90a4cd3bba541e7aaee3b25).

These studies received ethics approval by the Institutional Review Board of the Université du Québec à Montréal.

9.9 References

- Ahn, W.-k., & Kalish, C. W. (2000). The role of mechanism beliefs in causal reasoning. In F. C. Keil & R. A. Wilson (Eds.), *Explanation and cognition* (pp. 199–225). The MIT Press
- Allan, L. G., & Jenkins, H. M. (1980). The judgment of contingency and the nature of the response alternatives. *Canadian Journal of Psychology/Revue Canadienne de Psychologie*, 34(1), 1–11. <https://doi.org/10.1037/h0081013>
- Alloy, L. B., & Abramson, L. Y. (1979). Judgment of contingency in depressed and nondepressed students: Sadder but wiser? *Journal of Experimental Psychology: General*, 108(4), 441–485. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.108.4.441>
- Alloy, L. B., & Tabachnik, N. (1984). Assessment of covariation by humans and animals: The joint influence of prior expectations and current situational information. *Psychological Review*, 91(1), 112–149. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.91.1.112>
- Baron, R. M., & Kenny, D. A. (1986). The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: conceptual, strategic, and statistical considerations. *Journal of Personality and Social Psychology*, 51, 1173–1182. <https://doi.org/10.1037/0022-3514.51.6.1173>
- Beckers, T., Vandorpe, S., Debeys, I., & De Houwer, J. (2009). Three-year-olds' retrospective reevaluation in the blinket detector task. *Experimental Psychology*, 56 (1), 27–32. <https://doi.org/10.1027/1618-3169.56.1.27>
- Blanco, F., Matute, H., & Vadillo, M. (2011). Making the uncontrollable seem controllable: The role of action in the illusion of control. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 64(7), 1290–1304. <https://doi.org/10.1080/17470218.2011.552727>
- Blanco, F., & Matute, H. (2019). Base-rate expectations modulate the causal illusion. *PloS one*, 14(3), e0212615. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0212615>
- Béghin, G., Gagnon-St-Pierre, É., & Markovits, H. (2021). A dual strategy account of individual differences in information processing in contingency judgments. *Journal of Cognitive Psychology*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/20445911.2021.1900200>
- Blanco, F., Matute, H., & Vadillo, M. A. (2013). Interactive effects of the probability of the cue and the probability of the outcome on the overestimation of null contingency. *Learning & Behavior*, 41(4), 333–340. <https://doi.org/10.3758/s13420-013-0108-8>
- Brisson, J., & Markovits, H. (2020). Reasoning strategies and semantic memory effects in deductive reasoning. *Memory & cognition*, 48(6), 920–930. <https://doi.org/10.3758/s13421-020-01027-3>
- de Chantal, P.-L., Newman, I. R., Thompson, V., & Markovits, H. (2020). Who resists belief-biased inferences? The role of individual differences in reasoning strategies, working memory, and attentional focus. *Memory & Cognition*, 48(4), 655–671. <https://doi.org/10.3758/s13421-019-00998-2>
- Chapman, L. J., & Chapman, J. P. (1967). Genesis of popular but erroneous psychodiagnostic observations. *Journal of Abnormal Psychology*, 72(3), 193–204. <https://doi.org/10.1037/h0024670>

- Cheng, P. W., & Novick, L. R. (1992). Covariation in natural causal induction. *Psychological Review*, 99(2), 365–382. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.99.2.365>
- Crocker, J., & Taylor, S. E. (1978). Theory-Driven Processing and the Use of Complex Evidence. Paper presented at the meeting of the American Psychological Association, Toronto, Canada.
- Fugelsang, J., & Dunbar, K. (2005). Brain-based mechanisms underlying complex causal thinking. *Neuropsychologia*, 43, 1204-1213.
- Fugelsang, J., Stein, C., Green, A., & Dunbar, K. (2004). Theory and data interactions of the scientific mind: Evidence from the molecular and the cognitive laboratory. *Canadian Journal of Experimental Psychology*, 58, 132-141.
- Fugelsang, J. A., & Thompson, V. A. (2000). Strategy selection in causal reasoning: When beliefs and covariation collide. *Canadian Journal of Experimental Psychology/Revue canadienne de psychologie expérimentale*, 54(1), 15–32. <https://doi.org/10.1037/h0087327>
- Fugelsang, J. A., & Thompson, V. A. (2003). A dual-process model of belief and evidence interactions in causal reasoning. *Memory & cognition*, 31(5), 800–815. <https://doi.org/10.3758/bf03196118>
- Gagnon-St-Pierre, É, Doucerain, M. M., & Markovits, H. (2021). Reasoning strategies explain individual differences in social reasoning. *Journal of Experimental Psychology: General*, 150, 340–353. <https://doi.org/10.1037/xge0000852>
- Gopnik, A., Sobel, D. M., Schulz, L. E., & Glymour, C. (2001). Causal learning mechanisms in very young children: Two-, three-, and four-year-olds infer causal relations from patterns of variation and covariation. *Developmental Psychology*, 37(5), 620–629. <https://doi.org/10.1037/0012-1649.37.5.620>
- Griffiths, T. L., & Tenenbaum, J. B. (2005). Structure and strength in causal induction. *Cogn. Psychol.* 51, 334–384. doi: 10.1016/j.cogpsych.2005.05.004
- Griffiths, T. L., & Tenenbaum, J. B. (2009). Theory-based causal induction. *Psychological Review*, 116(4), 661–716. <https://doi.org/10.1037/a0017201>
- Hattori, I., Hattori, M., Over, D. E., Takahashi, T., & Baratgin, J. (2017). Dual frames for causal induction: The normative and the heuristic. *Thinking & Reasoning*, 23(3), 292–317. <https://doi.org/10.1080/13546783.2017.1316314>
- Hattori, M., & Oaksford, M. (2007). Adaptive non-interventional heuristics for covariation detection in causal induction: Model comparison and rational analysis. *Cognitive Science*, 31(5), 765–814. <https://doi.org/10.1080/03640210701530755>
- Johnson-Laird, P. N. (2001). Mental models and human reasoning. In E. Dupoux (Ed.), *Language, brain, and cognitive development: Essays in honor of Jacques Mehler* (pp. 85–102). The MIT Press.
- Johnson-Laird, P. N., & Byrne, R. M. J. (2002). Conditionals: A theory of meaning, pragmatics, and inference. *Psychological Review*, 109(4), 646–678. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.109.4.646>
- Kao, S.-F., & Wasserman, E. A. (1993). Assessment of an information integration account of contingency judgment with examination of subjective cell importance and method of information presentation.

- Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 19(6), 1363–1386. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.19.6.1363>
- Lagnado, D. A., & Sloman, S. A. (2006). Time as a guide to cause. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 32(3), 451–460. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.32.3.451>
- Matute, H., Blanco, F., & Díaz-Lago, M. (2019). Learning mechanisms underlying accurate and biased contingency judgments. *Journal of Experimental Psychology: Animal Learning and Cognition*, 45(4), 373–389. <https://doi.org/10.1037/xan0000222>
- Matute, H., Blanco, F., Yarritu, I., Díaz-Lago, M., Vadillo, M. A., & Barberia, I. (2015). Illusions of causality: How they bias our everyday thinking and how they could be reduced. *Frontiers in Psychology*, 6, Article 888. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00888>
- Markovits, H., Brisson, J., Chantal, P.-L., & Thompson, V. A. (2017). Interactions between inferential strategies and belief bias. *Memory & Cognition*, 45(7), 1182–1192. <https://doi.org/10.3758/s13421-017-0723-2>
- Markovits, H., Brisson, J., & de Chantal, P.-L. (2015). Additional evidence for a dual-strategy model of reasoning: Probabilistic reasoning is more invariant than reasoning about logical validity. *Memory & Cognition*, 43(8), 1208–1215. <https://doi.org/10.3758/s13421-015-0535-1>
- Markovits, H., Brunet, M. L., Thompson, V., & Brisson, J. (2013). Direct evidence for a dual process model of deductive inference. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 39, 1213–1222. <https://doi.org/10.1037/a0030906>
- Markovits, H., Forgues, H. L., & Brunet, M. L. (2012). More evidence for a dual-process model of conditional reasoning. *Memory & Cognition*, 40(5), 736–747. <https://doi.org/10.3758/s13421-012-0186-4>
- Markovits, H., Trémolière, B., & Blanchette, I. (2018). Reasoning strategies modulate gender differences in emotion processing. *Cognition*, 170, 76–82. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2017.09.012>
- Markovits, H. (2019). Reasoning strategy modulates gender differences in performance on a spatial rotation task. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 72 (12), 2870–2876. <https://doi.org/10.1177/1747021819867203>
- McCormack, T., Bramley, N., Frosch, C., Patrick, F., & Lagnado, D. (2016). Children’s use of interventions to learn causal structure. *Journal of Experimental Child Psychology*, 141, 1–22. <https://doi.org/10.1016/j.jecp.2015.06.017>
- Musca, S. C., Vadillo, M. A., Blanco, F., & Matute, H. (2010). The role of cue information in the outcome-density effect: Evidence from neural network simulations and a causal learning experiment. *Connection Science*, 22(2), 177–192. <https://doi.org/10.1080/09540091003623797>
- Oaksford, M., & Chater, N. (2009). Précis of Bayesian rationality: The probabilistic approach to human reasoning [Review of the book Bayesian rationality the probabilistic approach to human reasoning, by M. Oaksford & N. Chater]. *Behavioral and Brain Sciences*, 32(1), 69–84. <https://doi.org/10.1017/S0140525X09000284>

- Perales, J. C., Catena, A., Cándido, A., & Maldonado, A. (2017). Rules of causal judgment: Mapping statistical information onto causal beliefs. In M. R. Waldmann (Ed.), *The Oxford handbook of causal reasoning* (pp. 29–51). Oxford University Press.
- Perales, J. C., Shanks, D. R., & Lagnado, D. (2010). Causal representation and behavior: The integration of mechanism and covariation. *The Open Psychology Journal*, 3(1).
- Perales, J. C., & Shanks, D. R. (2007). Models of covariation- based causal judgment: A review and synthesis. *Psychonomic Bulletin & Review*, 14(4), 577–596. <https://doi.org/10.3758/BF03196807>
- Shanks, D. R. (1995). Is human learning rational? *The Quarterly Journal of Experimental Psychology A: Human Experimental Psychology*, 48A(2), 257–279. <https://doi.org/10.1080/14640749508401390>
- Thompson, V. A., & Markovits, H. (2021). Reasoning strategy vs cognitive capacity as predictors of individual differences in reasoning performance. *Cognition*, 217, 104866. <https://doi.org/10.1016/j.cognition.2021.104866>
- Ward, W. C., & Jenkins, H. M. (1965). The display of information and the judgment of contingency. *Canadian Journal of Psychology/Revue Canadienne de Psychologie*, 19(3), 231–241. <https://doi.org/10.1037/h0082908>
- Verschueren, N., Schaeken, W., & d'Ydewalle, G. (2005). A dual- process specification of causal conditional reasoning. *Thinking & Reasoning*, 11(3), 239–278. <https://doi.org/10.1080/13546780442000178>
- White, P. A. (1989). A theory of causal processing. *British Journal of Psychology*, 80(4), 431–454. <https://doi.org/10.1111/j.2044-8295.1989.tb02334.x>
- White, P. A. (2009). Accounting for occurrences: an explanation for some novel tendencies in causal judgment from contingency information. *Memory & Cognition*. 37, 500–513. doi: 10.3758/MC.37.4.500
- Yarritu, I., & Matute, H. (2015). Previous knowledge can induce an illusion of causality through actively biasing behavior. *Frontiers in Psychology*, 6, 389. <http://dx.doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00389>

9.10 Annex:

Strategy Assessment task – Example:

“By exploring a cave of Kronus, geologists have discovered a variety of very special stones, trolleytes. Following a series of observations, they argue that on Kronus:

If a trolleyte is heated, then it will release philoben gas.

On the last 1000 times they observed trolleytes, geologists have made the following observations:

- 900 trolleytes were heated and released philoben gas.
- 100 trolleytes were not heated and released philoben gas.”

Instructions for the contingency learning task – Study 2:

Plausible condition:

“In this task, imagine that you are a pediatrician at the University Hospital. You are investigating the recent increase of allergic reactions in children. You have a hypothesis that allergic reactions may be caused by the consumption of peanuts. Previous research has shown that peanut consumption leads to allergic reactions in 50% of cases. In order to test your hypothesis, you decide to conduct an experiment to determine if allergic reactions in children are due to peanut consumption.

For each participant, you will know if the child has consumed peanuts and if the child had an allergic reaction.

Based on the results of this experiment, you will be asked to judge the effect of peanut consumption on allergic reactions.”

Implausible condition:

“In this task, imagine that you are a pediatrician at the University Hospital. You are investigating the recent increase of allergic reactions in children. You have a hypothesis that allergic reactions may be caused by doing homework. Previous research has shown that doing homework can induce allergic reactions in 50%

of cases. In order to test your hypothesis, you decide to conduct an experiment to determine if allergic reactions in children are due to homework.

For each participant, you will know if the child has been doing homework and know if the child had an allergic reaction.

Based on the results of this experiment, you will be asked to judge the effect of homework on allergic reactions.”

Instructions for the contingency learning task – Study 3

Plausible condition

“In this task, imagine that you are a pediatrician at the University Hospital. You are investigating a recent increase in allergic reactions in children from your city. You have a hypothesis that these allergic reactions may be caused by the consumption of peanuts. Previous studies have suggested that the consumption of peanuts leads to a 50% increase in allergies, but these are not conclusive. In order to test your hypothesis, you decide to conduct an experiment to determine if allergic reactions in children are due to peanut consumption.

For this experiment, you will be presented with 50 children. For each of them you have 2 possibilities:

- Click on the button "give a peanut" to give the child peanuts,
- Click on the button "do nothing" and no peanut will be given.

Then, you will be told if the child has an allergic reaction. Please note that If a child has an allergic reaction in this experiment, this will be very mild and will disappear quickly with no consequences.

Based on the results of this experiment, you will be asked to judge the effect of peanut consumption on allergic reactions.”

Implausible condition:

“In this task, imagine that you are a pediatrician at the University Hospital. You are investigating a recent increase in allergic reactions in children from your city. You have a hypothesis that these allergic reactions may be caused by doing homework. Previous studies have suggested that doing homework leads to a 50% increase in allergies, but these are not conclusive. In order to test your hypothesis, you decide to conduct an experiment to determine if allergic reactions in children are due to homework.

For this experiment, you will be presented with 50 children. For each of them you have 2 possibilities:

- Click on the button "give homework" to give the child homework to do,
- Click on the button "do nothing" and no homework will be given.

Then, you will be told if the child has an allergic reaction. Please note that If a child has an allergic reaction in this experiment, this will be very mild and will disappear quickly with no consequences.

Based on the results of this experiment, you will be asked to judge the effect of homework on allergic reactions.”

CHAPITRE 10

DISCUSSION GÉNÉRALE ET CONCLUSION

10.1 Discussion des articles

10.1.1 Article 1

Le premier article visait à étudier les différences dans la sélection de l'information lors d'une tâche d'apprentissage de covariation selon la stratégie de raisonnement. Les travaux précédents sur le traitement des informations de contingence suggèrent que les jugements de causalité des individus sont particulièrement influencés par les informations de suffisance de la potentielle cause, données par le ratio RS(C) (Mandel & Lehman, 1998 ; Hattori et al., 2017). En contraste, les informations de nécessité concernant la potentielle cause, données par le ratio RS(non-C) ont été montrées comme moins saillantes, notamment lors d'un traitement intuitif de l'information (Hattori et al., 2017).

Le modèle des deux stratégies de raisonnement suggère que lors d'une tâche de jugement ou de raisonnement, les individus utilisent préférentiellement une de deux stratégies de raisonnement. La stratégie Statistique, associée à un traitement plus intuitif de l'information, ou une stratégie Contrexemple, qui est marquée par un traitement de l'information basé sur les processus exigeant une manipulation de l'information en mémoire de travail. Dans le contexte du raisonnement déductif, les raisonneurs Statistiques ont été montrés comme plus sensibles aux informations de suffisance des prémisses et comme moins sensibles aux potentiels contrexemples ; comparativement aux raisonneurs Contrexemples (Markovits et al., 2012 ; Markovits et al., 2013).

Le parallèle entre les travaux menés dans le cadre de l'apprentissage de la contingence et le modèle des deux stratégies, permet de suggérer que lors d'une tâche d'apprentissage de covariation, les jugements des raisonneurs Statistiques devraient être davantage liés au niveau de suffisance de la potentielle cause que les jugements des raisonneurs Contrexemples. De plus, les jugements des raisonneurs Contrexemples devraient être davantage déterminés par le niveau de nécessité de la potentielle que celui des raisonneurs Statistiques.

Dans la première étude, la stratégie de raisonnement des participants a été mesurée *via* la tâche d'évaluation des stratégies (Markovits et al., 2012 ; Markovits et al., 2013) et les participants ont complété une tâche d'apprentissage de covariation active où la contingence normative était nulle (Blanco et al., 2011). Les résultats montrent que les jugements des raisonneurs Statistiques sont davantage corrélés à l'indice de

suffisance que les jugements des raisonneurs Contrexemples. Cependant, les résultats concernant l'indice de nécessité ne montrent pas le patron attendu. Ce manque d'effet pourrait être lié à l'existence d'une corrélation entre le niveau de participation et le niveau de suffisance, ce qui aurait pu masquer les effets de la nécessité.

La deuxième étude était constituée de la tâche d'évaluation de la stratégie de raisonnement (Markovits et al., 2012 ; Markovits et al., 2013) ainsi que deux tâches d'apprentissage de covariation. Pour contrôler les effets de la participation, les deux tâches de covariation étaient passives. Entre les deux conditions, les informations de covariation étaient manipulées de manière à ce que dans une condition le niveau de nécessité de la potentielle cause soit élevé, alors que dans l'autre condition le niveau de nécessité était bas. Le niveau de suffisance était stable dans les deux conditions. Dans ce contexte, les jugements de causalité des raisonneurs Contrexemples variaient d'une condition à l'autre alors que les jugements de causalité des raisonneurs Statistiques étaient stables. Ainsi, les résultats montrent clairement l'interaction attendue entre les informations de covariation et la stratégie. Seuls les raisonneurs Contrexemples étaient sensibles aux variations du niveau de nécessité. En contraste, les jugements des raisonneurs Statistiques étaient stables.

10.1.2 Article 2

Le deuxième article cherchait à étudier l'influence de la plausibilité du lien causal entre la potentielle cause et l'effet et la stratégie de raisonnement sur les jugements de causalité. Les études précédentes ont montré que les connaissances préalables des participants tendent à biaiser leurs jugements de causalité (Fugelsang & Thomson, 2000 ; Yarritu & Matute, 2015 ; Blanco & Matute, 2019 ; Fugelsang & Thompson, 2003 ; Fugelsang et al., 2004 ; Fugelsang & Dunbar, 2005). Toutefois, toutes les études ne manipulent pas la même forme de connaissance (c.-à-d., plausibilité ou attentes préalables) et n'utilisent pas les mêmes modalités de présentation des informations de covariation. Ceci mène à des patrons de résultats qui ne sont pas systématiquement cohérents. Dans cet article, nous cherchons à répliquer l'interaction entre la plausibilité de la potentielle cause et les informations de covariation rapportées par Fugelsang et Thompson (2000 ; 2003) dans le cadre d'une tâche de covariation. Du point de vue des différences individuelles, il était attendu que les personnes utilisant une stratégie Contrexemple soient plus conservatrices dans leur jugement de causalité que les personnes utilisant une stratégie Statistique, conformément aux études précédentes (Brisson & Markovits, 2020). Pour étudier l'effet de la plausibilité de la cause potentielle et de la stratégie, trois études ont été réalisées. Dans toutes les études, la plausibilité de la cause potentielle était manipulée en contrôlant les attentes concernant l'occurrence de l'effet lorsque la cause est présente.

Dans la première étude, la contingence normative était nulle, les participants étaient affectés à une tâche d'apprentissage de covariation passive et devaient compléter le questionnaire des stratégies de raisonnement. Les résultats montrent des effets indépendants de la plausibilité de la potentielle cause et de la stratégie. Les jugements de causalité étaient significativement supérieurs lorsque la potentielle cause était plausible en comparaison à la condition où elle n'était pas plausible. Dans la deuxième étude, le niveau de contingence était manipulé en plus de la plausibilité de la potentielle cause. Particulièrement, le niveau de suffisance de la potentielle cause était manipulé de telle manière à être élevée ou basse. Les résultats de l'étude 2 sont similaires à ceux de l'étude 1 : les jugements étaient plus élevés lorsque la potentielle cause était plausible que lorsqu'elle n'était pas plausible. Les jugements des stratégies statistiques étaient supérieurs à ceux des stratégies contrexemples. De plus, les jugements étaient supérieurs lorsque le niveau de suffisance était élevé, comparativement à lorsqu'il était bas. Toutefois, il n'y avait pas d'interaction entre ces trois variables. Dans la troisième étude, la tâche d'apprentissage de covariation était une tâche active dans laquelle la plausibilité de la potentielle cause était manipulée. Les résultats montrent un effet principal de la plausibilité de la cause potentielle, du niveau de participation et de la stratégie. Les patrons de réponse sont compatibles avec les résultats des études 1 et 2. Toutefois, l'interaction entre la participation et la plausibilité de la potentielle cause était significative, mais seulement lorsque l'effet des stratégies était inclus dans l'analyse. Dans ce cas, la participation était prédictive des jugements de contingence des stratégies statistiques et contrexemples seulement lorsque la potentielle cause était plausible.

10.2 Contributions à l'induction causale basée sur des informations de covariation

10.2.1 Sélection de l'information

Les deux études sur la sélection de l'information (Béghin et al., 2021) apportent un regard nouveau concernant la tendance des individus à traiter de manière différenciée les informations de suffisance et de nécessité. Les études précédentes ont montré que les individus ne considèrent pas de manière égale l'ensemble des conjonctions de la cause et de l'effet (c.-à-d., $a > b > c > d$) (Mandel & Lehman, 1998 ; Mandel, 2009 ; Matute et al., 2015 ; Hattori et al., 2017). Les résultats de l'étude 1 montrent une tendance générale des jugements des individus à être corrélés à RS(C) lors d'une tâche d'apprentissage de covariation active. Cet effet est d'ailleurs indépendant du biais de densité de la cause, produit par le niveau de participation ; ce qui suggère que le niveau de participation n'est pas le seul facteur ayant un potentiel biaisant dans un tel contexte.

Les résultats de l'étude 2 montrent qu'un traitement plus intuitif de l'information, associé à la stratégie Statistique mène à une focalisation plus importante sur les informations de suffisance ainsi qu'une négligence des informations de nécessité. Ces résultats sont congruents avec les travaux précédents,

notamment ceux du modèle des deux processus de l'induction causal qui suggèrent qu'un traitement plus intuitif de l'information induira un jugement davantage basé sur les informations de suffisance (Hattori et al., 2017).

Finalement, les indices $RS(C)$ et $RS(not-C)$ permettent de rendre compte de ce traitement différencié. Effectivement, l'indice normatif de la contingence Δ_p confond ces informations et ne permet pas de savoir quel type d'information influence particulièrement le jugement des participants. Ainsi, inclure les deux indices dans les analyses des jugements des participants permet de rendre compte de l'effet du biais de suffisance dans une tâche d'apprentissage de covariation.

10.2.2 Plausibilité de la cause potentielle

Les études sur l'effet de la plausibilité de la potentielle cause lorsque les attentes concernant l'occurrence de la cause et de l'effet sont contrôlées montrent que la plausibilité de la cause potentielle a un effet sur les jugements des participants (Béghin & Markovits, 2021). Dans toutes les études, lorsque la cause potentielle est plausible, les jugements des participants sont plus forts que lorsque la cause n'est pas plausible, indépendamment du niveau de contingence entre la cause et l'effet. Cet effet se retrouve dans les tâches d'apprentissage de covariation passives comme actives. Ces résultats confirment l'importance de la plausibilité du lien entre la cause potentielle et l'effet dans l'induction d'un lien de causalité. Toutefois, les résultats rapportés montrent que les informations de contingence ne sont pas considérées différemment selon la plausibilité de la potentielle cause. Ces résultats sont incompatibles avec les modèles théoriques qui rapportent que les informations de contingence sont interprétées à la lumière des connaissances préalables (e.g., Griffiths & Tenenbaum, 2005 ; Fugelsang & Thompson, 2000).

Effectivement, les résultats de l'étude 2 ne reproduisent pas l'interaction rapportée par Fugelsang et Thompson (2000) ou Fugelsang et al., (2004). Les résultats de ces auteurs suggèrent que les informations de covariation interagissent avec la plausibilité de la cause potentielle de telle manière à ce que les informations de covariation soient moins influentes lorsque la potentielle cause est implausible. Dans l'étude 2, les informations de covariation étaient influentes dans les deux conditions et la taille d'effet des informations de covariation était supérieure à celle de la plausibilité, ce qui suggère que la covariation était au moins aussi influente que la plausibilité de la potentielle cause. Cette différence dans les résultats pourrait être liée à la manière dont les informations de covariation et la plausibilité de la potentielle cause sont manipulées. Fugelsang et al., (2004) ont manipulé la plausibilité de la cause potentielle, en suggérant explicitement aux participants ce qui était plausible ou non. Au contraire, nous avons manipulé la plausibilité intuitive de la cause en utilisant les scénarios prétestés de Fugelsang et Thompson (2000). Ces derniers, qui

ont aussi rapporté une interaction entre la plausibilité et les informations de covariation, ont utilisé une présentation statique et discrète des informations de covariation, alors que nous avons utilisé une présentation séquentielle. L'ensemble de ces informations suggèrent que la manière dont les connaissances préalables sont manipulées, ainsi que le mode de présentation des informations de covariation ont une influence sur la manière dont les informations de covariation sont traitées. Davantage d'études sont nécessaires pour comprendre plus finement ce phénomène.

Il semble important de noter que Yarritu et Matute (2015) n'ont pas rapporté d'effet des attentes préalables concernant le degré de covariation entre la cause potentielle et l'effet sur les jugements dans une tâche d'apprentissage de contingence active. Cela suggère que la manipulation de la plausibilité de la potentielle cause est nécessaire pour influencer les jugements dans une tâche d'apprentissage de covariation passive.

Finalement, la plausibilité de la potentielle cause semble influencer le comportement des participants lors d'une tâche de covariation active. Toutefois, il semble important de noter que cette interaction était significative seulement lorsque la stratégie était incluse dans l'analyse, ce qui suggère qu'elle est modulée par la stratégie de raisonnement. Particulièrement, les résultats tendent à montrer que la participation interagit avec la plausibilité de la potentielle cause seulement pour les participants qui utilisent une stratégie Contrexemple ou Statistique. Ces résultats soulignent l'importance de rendre compte des différences individuelles lors de l'étude de l'induction causale. De plus, ils soulignent aussi l'importance de mieux comprendre les individus qui n'adoptent ni une stratégie Contrexemple ou Statistique. Les travaux qui ont examiné cette question montrent que les « autres » participants regroupent deux catégories de participants : ceux qui fluctuent entre une stratégie Statistique et Contrexemple et des participants qui ne comprennent pas la nature de la tâche (Thompson & Markovits, 2021). Bien que cela soit quelque peu spéculatif, il semble que pour ces personnes, le niveau de participation lors de la tâche d'apprentissage de covariation est systématiquement corrélé à leur jugement. Mieux comprendre ces participants est une nécessité pour mieux comprendre les implications de cette interaction.

10.3 Contributions au modèle de deux stratégies

Le modèle des deux stratégies de raisonnement suggère que lors d'une tâche de jugement ou de raisonnement, les individus utilisent préférentiellement une de deux stratégies qualitativement différentes (Markovits et al., 2012 ; Markovits et al., 2013 ; Thompson & Markovits, 2021). La stratégie Contrexemple est associée à un traitement de l'information où les éléments clés d'un problème sont traités pour former une représentation mentale du problème et générer de potentiels contrexemples. En contraste, la stratégie Statistique est associée à un traitement davantage intuitif de l'information, où un ensemble large

d'information est traité pour estimer la probabilité qu'une conclusion ou un jugement soit vrai. Les études précédentes suggèrent que la différence fondamentale entre les deux stratégies est de nature attentionnelle et liée au traitement de l'information (De Chantal et al., 2019 ; Thompson, 2021). Les résultats des deux articles rapportés dans cette thèse viennent renforcer l'idée de la nature de cette différence fondamentale.

Les résultats des deux articles supportent clairement l'idée que les personnes ne traitent pas des informations de covariation de la même manière selon la stratégie de raisonnement endossée (Béghin et al., 2021 ; Béghin & Markovits, 2022). La première étude (Béghin et al., 2021) suggère que les personnes utilisant une stratégie Statistique accordent davantage d'attention aux informations de suffisance pour formuler leur jugement et négligent les informations de nécessité. En contraste, les participants qui utilisent une stratégie Contrexemple accordent davantage d'importance aux informations de nécessité. Cette différence dans le traitement de l'information mène à des jugements de causalité plus élevés des raisonneurs Statistiques.

Le deuxième article (Béghin & Markovits, 2022) vient élargir cette perspective en montrant que les raisonneurs Contrexemples sont plus conservateurs dans leur jugement que les raisonneurs Statistiques. Cette différence est indépendante de la nature de la tâche, des informations de covariation et de la plausibilité de la cause. Ce patron de résultats est similaire à celui observé dans le contexte du raisonnement déductif qui montre que les raisonneurs Contrexemples sont plus sensibles aux potentiels contrexemples, en comparaison aux raisonneurs Statistiques, et sont donc plus conservateurs dans l'évaluation de la validité d'une conclusion (Brisson & Markovits, 2020). Ces résultats sont cohérents avec les résultats du premier article (Béghin et al., 2021), qui suggèrent que cette différence est liée à la pondération des informations de suffisance par les raisonneurs Statistiques. Ainsi, face aux mêmes informations de contingence, les raisonneurs Statistiques tendent à surpondérer les informations de suffisance et à négliger les informations de nécessité, ce qui mène *de facto* à des jugements plus élevés que ceux des contrexemples. Toutefois, il semble important de noter que cette différence n'a pas été directement mesurée dans les études du deuxième article, et pourrait être le reflet d'un conservatisme plus fort chez les raisonneurs Contrexemple.

Les résultats de toutes les études confirment l'idée que la stratégie de raisonnement est un facteur important pour expliquer les différences individuelles dans l'induction causale à partir d'informations de covariation. Les résultats supportent l'idée que le modèle capture des différences dans le traitement de l'information qui vont au-delà du raisonnement, et représente des différences individuelles potentiellement fondamentales (Markovits, Brisson, de Chantal, & Thomson, 2017; Markovits et al., 2018, Gagnon-St-Pierre, Doucerain, & Markovits, 2021, Gratton & Markovits, 2021).

ANNEXE A
MATÉRIEL DE LA TÂCHE D'ÉVALUATION DES STRATÉGIES DE
RAISONNEMENT

Instructions

For this task, imagine that scientists discovered a new inhabited planet, called Planet Kronus.

A team of scientists was then sent to this planet. These scientists discovered some things that do not exist on Planet Earth. In the following pages, you will see a description of their discoveries. Read these carefully, because they give important information about the discoveries.

For each discovery, you will be given a rule that has been confirmed by scientists, which you must consider to be true. It is very important that you suppose that each rule presented by the scientists is always true when responding to the following questions. Following each rule, an observation and a conclusion will be presented.

You must indicate whether or not the conclusion can be logically drawn from the presented information.

Please take your time to answer the questions.

Dans les parties suivantes, les items MP-X correspondent aux Modus -Ponens. Les AC_10 correspondent aux items Affirmation du Conséquent avec les fréquences associées suggérant une forte probabilité de P soit vrai (autour de 90%), alors que les AC_50 sont aussi des affirmations du conséquent mais les fréquences suggèrent une faible probabilité que P soit vrai (autour de 50%)

Item 1 (MP1)

A team of meteorologists watching the local climate of the planet Kronus noted an interesting phenomenon. They noted that on Kronus: **If it thardonnes, then the soil will become sticky**

On the last 1000 times it thardonné, meteorologists made the following observations:

1000 times it thardonné and the soil became sticky.

0 times it has not thardonné and the soil became sticky.

From this information, John reasoned as follows

If it thardonnes, then the soil will become sticky

Observation : **It thardonnes.**

Conclusion : **The soil will become sticky.**

Indicate whether the conclusion of John can be drawn logically or not from the information provided.

- Yes
- No

Item 2 (AC_10_1)

By exploring a cave of Kronus, geologists have discovered a variety of very special stone, trolley. Following a series of observations, they argue that on Kronus: **If trolley is heated, then it will release philoben gas.**

On the last 1000 times they observed trolleys, geologists have made the following observations:

900 trolleys were heated and release philoben gas.

100 trolleys were not heated and released philoben gas.

From this information, Mary reasoned as follows:

If trolley is heated, then it will release philoben gas.

Observation: **A trolley released philoben gas.**

Conclusion: **The trolley was heated.**

Indicate whether the conclusion of Mary can be drawn logically or not from the information provided.

- Yes
- No

Item 3 (AC_50_1)

By studying the unique wildlife of Kronus, biologists have made a discovery about the birds. They state that: **If a bird has water in its beak, then the color of its plumage will change.**

Of the 1,000 birds they examined recently, scientists have made the following observations:

500 birds had water in their beak and the colour of their plumage has changed.

500 birds have not had water in their beak and the colour of their plumage has changed.

From this information, James reasoned as follows:

If a bird has water in its beak, then the color of its plumage will change.

Observation: **The colour of the plumage of a bird has changed.**

Conclusion: **The bird has water in its beak.**

Indicate whether the conclusion of James can be drawn logically or not from the information provided.

- Yes
- No

Item 4 (MP2)

A group of botanists studying the flora has discovered a unique property of plants growing in the soil of Kronus. According to botanists, on Kronus: **If X45 fertilizer is given to a plant, then the plant will become phosphorescent.**

Over the last 1,000 times they observed the plants, the scientists made the following observations:

1,000 plants were given X45 fertilizer and became phosphorescent.

0 plants were not given X45 fertilizer and became phosphorescent.

From this information, Linda reasoned as follows:

If X45 fertilizer is given to a plant, then the plant will become phosphorescent.

Observation: **A plant is given X45 fertilizer.**

Conclusion: **The plant will become phosphorescent.**

Indicate whether the conclusion of Linda can be drawn logically or not from the information provided.

- Yes
- No

Item 5 (AC_10_2)

A team of chemists is mixing different substances unique to the planet Kronus. Following a series of observations, they affirm that on Kronus: **If fannar is mixed with water, then it will become yellow.**

On the last 1,000 observations made, the chemists noted that:

910 times fannar has been mixed with water and became yellow.

90 times the fannar has not been mixed with water and became yellow.

From this information, Robert reasoned as follows:

If fannar is mixed with water, then it will become yellow.

Observation: **A plant is given X45 fertilizer.**

Conclusion: **The plant will become phosphorescent.**

Indicate whether the conclusion of Robert can be drawn logically or not from the information provided.

- Yes
- No

Item 6 (AC_50_2)

A team of meteorologists watching the local climate of the planet Kronus noted an interesting phenomenon. They noted that on Kronus: **If the sun shines, then the ground will become green.**

On the last 1000 times when they observed the ground, meteorologists made the following observations:

505 times the sun was shining and the ground became green.

495 times the sun did not shine and the ground became green.

From this information, Jennifer reasoned as follows:

If the sun shines, then the ground will become green.

Observation: **The ground became green.**

Conclusion: **The sun was shining.**

Indicate whether the conclusion of Jennifer can be drawn logically or not from the information provided.

- Yes
- No

Item 7 (MP3)

Chemists working on Kronus found that the water was very special. Following a series of observations, they argue that on Kronus: **If we boil water, then the water will become red.**

On the last 1,000 experiments they made, chemists have made the following observations:

1000 times, boiling water became red.

0 times, water was not boiled and became red.

From this information, William reasoned as follows:

If we boil water, then the water will become red.

Observation: **Water is boiled.**

Conclusion: **The water will become red.**

Indicate whether the conclusion of William can be drawn logically or not from the information provided.

- Yes
- No

Item 8 (AC_10_3)

By exploring a cave of Kronus geologists have discovered a particular property of rocks. Following a series of observations, they argue that on Kronus: **If a rock is made wet, then it will change color.**

Over the last 1,000 times they observed rocks, geologists have made the following observations:

920 rocks were made wet and have changed color

80 rocks were not made wet and have changed color.

From this information, Susan reasoned as follows:

If a rock is made wet, then it will change color.

Observation: **A rock changes colour.**

Conclusion: **The rock was made wet.**

Indicate whether the conclusion of Susan can be drawn logically or not from the information provided.

- Yes
- No

Item 9 (AC_50_3)

By studying the unique wildlife of Kronus, biologists have made a discovery about cats on Kronus. They state that: **If you feed a cat, then its eyes turn red.**

On the 1000 cats they examined, scientists have made the following observations:

510 cats have been fed and their eyes have turned red.

490 cats have not been fed and their eyes have turned red.

From this information, David reasoned as follows:

If you feed a cat, then its eyes turn red.

Observation: **A cat has red eyes.**

Conclusion: **The cat was fed.**

Indicate whether the conclusion of Susan can be drawn logically or not from the information provided.

- Yes
- No

Item 10 (AC_10_4)

A group of botanists studying the flora discovered another unique property of plants growing in the soil of Kronus. According to botanists, on Kronus: **If a plant is watered, then the plant will become orange.**

Over the last 1,000 times they observed the plants, the scientists made the following observations:

905 plants were watered and became orange.

95 plants were not watered and became orange.

From this information, Lisa reasoned as follows:

If a plant is watered, then the plant will become orange.

Observation: **A plant became orange.**

Conclusion: **The plant was watered.**

Indicate whether the conclusion of Lisa can be drawn logically or not from the information provided.

- Yes
- No

Item 11 (AC_50_4)

A team of biologists on Kronus has discovered a very special animal, kikina. Following a series of observations on the animal, they argue that on Kronus: **If a kikina eats meat, then it will shrink.**

On the last 1,000 experiments they made, biologists have made the following observations:

520 kikinias ate meat and shrunk.

480 kikinias did not eat meat and shrunk.

From this information, Charles reasoned as follows:

If a kikina eats meat, then it will shrink.

Observation: **A kikina shrunk.**

Conclusion: **The kikina ate meat.**

Indicate whether the conclusion of Charles can be drawn logically or not from the information provided.

- Yes
- No

Items 12 (AC_10_5)

A group of botanists studying the different trees on Kronus discovered that they have a unique property. According to botanists, on Kronus: **If you burn a tree, then purple smoke will be produced.**

915 times trees have been burned and purple smoke was produced.

85 times trees have not been burned and purple smoke was produced.

From this information, Nancy reasoned as follows:

If you burn a tree, then purple smoke will be produced.

Observation: **Purple smoke was produced.**

Conclusion: **A tree was burned.**

Indicate whether the conclusion of Nancy can be drawn logically or not from the information provided.

- Yes
- No

Item 13 (AC_50_5)

A team of biologists has discovered on Kronus an animal having unique properties, the tritana. Following a series of observations, they argue that on Kronus: **If a tritana is sprayed with alcohol, then it will emit a sharp sound.**

On the last 1,000 experiments they made, geologists have made the following observations:

515 tritana have been sprayed with alcohol and have emitted a sharp sound.

485 tritana have not been sprayed with alcohol and have emitted a sharp sound.

From this information, Thomas reasoned as follows:

If a tritana is sprayed with alcohol, then it will emit a sharp sound.

Observation: **A tritana emits a sharp sound.**

Conclusion: **The tritana was sprayed with alcohol.**

Indicate whether the conclusion of Thomas can be drawn logically or not from the information provided.

- Yes
- No

RÉFÉRENCES

- Ahn, W., & Kalish, C. W. (2000). The role of mechanism beliefs in causal reasoning. In *Explanation and cognition* (p. 199-225). The MIT Press.
- Ahn, W., Kalish, C. W., Medin, D. L., & Gelman, S. A. (1995). The role of covariation versus mechanism information in causal attribution. *Cognition*, *54*(3), 299-352. [https://doi.org/10.1016/0010-0277\(94\)00640-7](https://doi.org/10.1016/0010-0277(94)00640-7)
- Allan, L. G., & Jenkins, H. M. (1980). The judgment of contingency and the nature of the response alternatives. *Canadian Journal of Psychology/Revue canadienne de psychologie*, *34*(1), 1-11. <https://doi.org/10.1037/h0081013>
- Allan, L. G., & Jenkins, H. M. (1983a). The effect of representations of binary variables on judgment of influence. *Learning and Motivation*, *14*(4), 381-405. [https://doi.org/10.1016/0023-9690\(83\)90024-3](https://doi.org/10.1016/0023-9690(83)90024-3)
- Allan, L. G., & Jenkins, H. M. (1983b). The effect of representations of binary variables on judgment of influence. *Learning and Motivation*, *14*(4), 381-405. [https://doi.org/10.1016/0023-9690\(83\)90024-3](https://doi.org/10.1016/0023-9690(83)90024-3)
- Alloy, L. B., & Abramson, L. Y. (1979). Judgment of contingency in depressed and nondepressed students : Sadder but wiser? *Journal of Experimental Psychology: General*, *108*(4), 441-485. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.108.4.441>
- Alloy, L. B., & Clements, C. M. (1992). Illusion of control : Invulnerability to negative affect and depressive symptoms after laboratory and natural stressors. *Journal of Abnormal Psychology*, *101*(2), 234-245. <https://doi.org/10.1037/0021-843X.101.2.234>
- Alloy, L. B., & Tabachnik, N. (1984). Assessment of covariation by humans and animals : The joint influence of prior expectations and current situational information. *Psychological Review*, *91*(1), 112-149. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.91.1.112>
- Anderson, J. R., & Sheu, C.-F. (1995). Causal inferences as perceptual judgments. *Memory & Cognition*, *23*(4), 510-524. <https://doi.org/10.3758/BF03197251>
- Andler, Daniel (1995), “Logique, raisonnement et psychologie”, in J. Dubucs & P. Lepage, eds., *Méthodes logiques pour les sciences cognitives*, Paris : Hermes, p. 25-75.
- Baker, A. G., Mercier, P., Vallée-Tourangeau, F., Frank, R., & Pan, M. (1993). Selective associations and causality judgments : Presence of a strong causal factor may reduce judgments of a weaker one. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *19*(2), 414-432. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.19.2.414>
- Barberia, I., Vadillo, M. A., & Rodríguez-Ferreiro, J. (2019). Persistence of Causal Illusions After Extensive Training. *Frontiers in Psychology*, *10*, 24. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.00024>
- Baum, A., Singer, J. E., & Singer, J. L. (Éds.). (1980). Judgment of Contingency : Errors And Their Implications. In *Advances in Environmental Psychology*. Psychology Press.

- Beckers, T., Vandorpe, S., Debeys, I., & De Houwer, J. (2009). Three-year-olds' retrospective revaluation in the blicket detector task : Backward blocking or recovery from overshadowing? *Experimental Psychology*, 56(1), 27-32. <https://doi.org/10.1027/1618-3169.56.1.27>
- Blanco, F., Barberia, I., & Matute, H. (2015). Individuals who believe in the paranormal expose themselves to biased information and develop more causal illusions than nonbelievers in the laboratory. *PLoS ONE*, 10(7). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0131378>
- Blanco, F., Matute, H., & Vadillo, M. A. (2009). Depressive Realism : Wiser or Quieter? *The Psychological Record*, 59(4), 551-562. <https://doi.org/10.1007/BF03395681>
- Blanco, F., Matute, H., & Vadillo, M. A. (2011). Making the Uncontrollable Seem Controllable : The Role of Action in the Illusion of Control. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 64(7), 1290-1304. <https://doi.org/10.1080/17470218.2011.552727>
- Blanco, F., Matute, H., & Vadillo, M. A. (2012). Mediating Role of Activity Level in the Depressive Realism Effect. *PLOS ONE*, 7(9), e46203. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0046203>
- Blanco, F., Matute, H., & Vadillo, M. A. (2013). Interactive effects of the probability of the cue and the probability of the outcome on the overestimation of null contingency. *Learning & Behavior*, 41(4), 333-340. <https://doi.org/10.3758/s13420-013-0108-8>
- Blanco, F., Moreno-Fernández, M. M., & Matute, H. (s. d.). Are the symptoms really remitting ? How the subjective interpretation of outcomes can produce an illusion of causality. *Judgment and Decision Making*, 14.
- Brisson, J., & Markovits, H. (2020). Reasoning strategies and semantic memory effects in deductive reasoning. *Memory & Cognition*, 48(6), 920-930.
- Brugger, P., & Graves, R. E. (1997). Right hemispatial inattention and magical ideation. *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience*, 247(1), 55-57. <https://doi.org/10.1007/BF02916254>
- Buehner, M. J., & May, J. (2002). Knowledge mediates the timeframe of covariation assessment in human causal induction. *Thinking & Reasoning*, 8(4), 269-295. <https://doi.org/10.1080/13546780244000060>
- Buehner, M. J., & May, J. (2003). Rethinking Temporal Contiguity and the Judgement of Causality : Effects of Prior Knowledge, Experience, and Reinforcement Procedure. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, 56(5), 865-890. <https://doi.org/10.1080/02724980244000675>
- Buehner, M. J., & May, J. (2004). Abolishing the effect of reinforcement delay on human causal learning. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section B*, 57(2b), 179-191. <https://doi.org/10.1080/02724990344000123>
- Byrom, N. C., & Murphy, R. A. (2018a). Individual differences are more than a gene × environment interaction : The role of learning. *Journal of Experimental Psychology: Animal Learning and Cognition*, 44(1), 36-55. <https://doi.org/10.1037/xan0000157>
- Byrom, N. C., & Murphy, R. A. (2018b). Individual differences are more than a gene × environment interaction : The role of learning. *Journal of Experimental Psychology: Animal Learning and Cognition*, 44(1), 36-55. <https://doi.org/10.1037/xan0000157>

- Calcagni, G., Caballero-Garrido, E., & Pellón, R. (2020). Behavior Stability and Individual Differences in Pavlovian Extended Conditioning. *Frontiers in Psychology, 11*, 612. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.00612>
- Chapman, L. J. (1967). Illusory correlation in observational report. *Journal of Verbal Learning & Verbal Behavior, 6*(1), 151-155. [https://doi.org/10.1016/S0022-5371\(67\)80066-5](https://doi.org/10.1016/S0022-5371(67)80066-5)
- Cheng, P. W. (1997). From covariation to causation : A causal power theory. *Psychological Review, 104*(2), 367-405. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.104.2.367>
- Cheng, P. W. (2000). Causality in the mind : Estimating contextual and conjunctive power. In *Explanation and cognition* (p. 227-253). The MIT Press.
- Cheng, P. W., & Novick, L. R. (1992). Covariation in natural causal induction. *Psychological Review, 99*(2), 365-382. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.99.2.365>
- Chow, J. Y. L., Colagiuri, B., & Livesey, E. J. (2019). Bridging the divide between causal illusions in the laboratory and the real world : The effects of outcome density with a variable continuous outcome. *Cognitive Research: Principles and Implications, 4*(1), 1. <https://doi.org/10.1186/s41235-018-0149-9>.
- Crocker, J., & Taylor, S. E. (1978). *Theory Driven Processing and the Use of Complex Evidence*. <https://eric.ed.gov/?id=ED166628>
- de Chantal, P.-L., Newman, I. R., Thompson, V., & Markovits, H. (2020). Who resists belief-biased inferences? The role of individual differences in reasoning strategies, working memory, and attentional focus. *Memory & Cognition, 48*(4), 655-671.
- Eckblad, M., & Chapman, L. J. (1983). Magical ideation as an indicator of schizotypy. *Journal of Consulting and Clinical Psychology, 51*(2), 215-225. <https://doi.org/10.1037/0022-006X.51.2.215>
- Einhorn, H. J., & Hogarth, R. M. (1986). Judging probable cause. *Psychological Bulletin, 99*(1), 3-19. <https://doi.org/10.1037/0033-2909.99.1.3>
- Evans, J., & Over, D. (2004). *If*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780198525134.001.0001>
- Evans, J. St. B. T. (2019). Deductive Reasoning. *The Psychology of Human Thought*. <https://doi.org/10.17885/HEIUP.470.C6670>
- Evans, J. St. B. T., Ellis, C. E., & Newstead, S. E. (1996). On the mental representation of conditional sentences. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology A: Human Experimental Psychology, 49A*(4), 1086-1114. <https://doi.org/10.1080/027249896392450>
- Evans, J. St. B. T., Over, D. E., & Handley, S. J. (2005). Suppositions, extensionality, and conditionals : A critique of the mental model theory of Johnson-Laird and Byrne (2002). *Psychological Review, 112*(4), 1040-1052. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.112.4.1040>
- Fugelsang, J. A., & Dunbar, K. N. (2005). Brain-based mechanisms underlying complex causal thinking. *Neuropsychologia, 43*(8), 1204-1213. <https://doi.org/10.1016/j.neuropsychologia.2004.10.012>
- Fugelsang, J. A., Stein, C. B., Green, A. E., & Dunbar, K. N. (2004). Theory and data interactions of the scientific mind : Evidence from the molecular and the cognitive laboratory. *Canadian Journal of Experimental*

Psychology = Revue Canadienne De Psychologie Experimentale, 58(2), 86-95.
<https://doi.org/10.1037/h0085799>

- Fugelsang, J. A., & Thompson, V. A. (2000). Strategy selection in causal reasoning : When beliefs and covariation collide. *Canadian Journal of Experimental Psychology/Revue Canadienne de Psychologie Expérimentale*, 54(1), 15-32. <https://doi.org/10.1037/h0087327>
- Fugelsang, J. A., & Thompson, V. A. (2003). A dual-process model of belief and evidence interactions in causal reasoning. *Memory & Cognition*, 31(5), 800-815. <https://doi.org/10.3758/BF03196118>
- Gagnon-St-Pierre, É., Doucerain, M. M., & Markovits, H. (2021). Reasoning strategies explain individual differences in social reasoning. *Journal of Experimental Psychology: General*, 150(2), 340.
- Gallistel, C. R., Fairhurst, S., & Balsam, P. (2004a). The learning curve : Implications of a quantitative analysis. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 101(36), 13124-13131. <https://doi.org/10.1073/pnas.0404965101>
- Gallistel, C. R., Fairhurst, S., & Balsam, P. (2004b). The learning curve : Implications of a quantitative analysis. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 101(36), 13124-13131. <https://doi.org/10.1073/pnas.0404965101>
- Glennan, S. S. (1996). Mechanisms and the nature of causation. *Erkenntnis*, 44(1), 49-71. <https://doi.org/10.1007/BF00172853>
- Goldvarg, E., & Johnson-Laird, P. n. (2001). Naive causality : A mental model theory of causal meaning and reasoning. *Cognitive Science*, 25(4), 565-610. https://doi.org/10.1207/s15516709cog2504_3
- Gopnik, A., Sobel, D. M., Schulz, L. E., & Glymour, C. (2001). Causal learning mechanisms in very young children : Two-, three-, and four-year-olds infer causal relations from patterns of variation and covariation. *Developmental Psychology*, 37(5), 620-629. <https://doi.org/10.1037/0012-1649.37.5.620>
- Goswami, U. (2011). Inductive and deductive reasoning. In *The Wiley-Blackwell handbook of childhood cognitive development, 2nd ed* (p. 399-419). Wiley-Blackwell.
- Gratton, C., & Markovits, H. (2021). Reasoning strategies determine the effect of disconfirmation on belief in false claims. *Memory & Cognition*, 49(8), 1528-1536.
- Griffiths, O., Shehabi, N., Murphy, R. A., & Le Pelley, M. E. (2019a). Superstition predicts perception of illusory control. *British Journal of Psychology*, 110(3), 499-518. <https://doi.org/10.1111/bjop.12344>
- Griffiths, O., Shehabi, N., Murphy, R. A., & Le Pelley, M. E. (2019b). Superstition predicts perception of illusory control. *British Journal of Psychology*, 110(3), 499-518. <https://doi.org/10.1111/bjop.12344>
- Griffiths, T. L. (2017). *Formalizing Prior Knowledge in Causal Induction* (M. R. Waldmann, Éd.; Vol. 1). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199399550.013.38>
- Griffiths, T. L., & Tenenbaum, J. B. (2005). Structure and strength in causal induction. *Cognitive Psychology*, 51(4), 334-384. <https://doi.org/10.1016/j.cogpsych.2005.05.004>
- Griffiths, T. L., & Tenenbaum, J. B. (2009). Theory-based causal induction. *Psychological Review*, 116(4), 661-716. <https://doi.org/10.1037/a0017201>

- Hannah, S. D., & Allan, L. G. (2011). The criterion-calibration model of cue interaction in contingency judgments. *Learning & Behavior*, 39(2), 171-190. <https://doi.org/10.3758/s13420-011-0015-9>
- Hannah, S. D., & Beneteau, J. L. (2009). Just tell me what to do : Bringing back experimenter control in active contingency tasks with the command-performance procedure and finding cue density effects along the way. *Canadian Journal of Experimental Psychology/Revue canadienne de psychologie expérimentale*, 63(1), 59-73. <https://doi.org/10.1037/a0013403>
- Hardman, D., & Macchi, L. (2003). *Thinking : Psychological Perspectives on Reasoning, Judgment and Decision Making*. Wiley.
- Hardman, D., & Macchi, L. (Éds.). (2010). *Thinking : Psychological Perspectives on Reasoning, Judgment and Decision Making* (\$ {nombre}er édition). Wiley.
- Hattori, M., & Oaksford, M. (2007). Adaptive Non-Interventional Heuristics for Covariation Detection in Causal Induction : Model Comparison and Rational Analysis. *Cognitive Science*, 31(5), 765-814. <https://doi.org/10.1080/03640210701530755>
- Hattori, M., Over, D. E., Hattori, I., Takahashi, T., & Baratgin, J. (2017). Dual frames in causal reasoning and other types of thinking. In N. Galbraith, E. Lucas, & D. E. Over (Eds.), *The thinking mind: A festschrift for Ken Manktelow* (pp. 98–114). Routledge/Taylor & Francis Group.
- Holyoak, K. J., & Cheng, P. W. (2011). Causal Learning and Inference as a Rational Process : The New Synthesis. *Annual Review of Psychology*, 62(1), 135-163. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.121208.131634>
- Hummel, J. E., & Holyoak, K. J. (1997). Distributed representations of structure : A theory of analogical access and mapping. *Psychological Review*, 104(3), 427-466. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.104.3.427>
- Inhelder, B., & Piaget, J. (1958). *The growth of logical thinking : From childhood to adolescence* (p. xxvi, 378). Basic Books. <https://doi.org/10.1037/10034-000>
- Johnson, S. G. B., & Ahn, W. (2017). Causal mechanisms. In *The Oxford handbook of causal reasoning* (p. 127-146). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199399550.001.0001>
- Johnson-Laird, P. (1983). *Mental Models : Towards a Cognitive Science of Language*. <https://doi.org/10.2307/414498>
- Johnson-Laird, P. N. (1995). Inference and mental models. In *Perspectives on thinking and reasoning : Essays in honour of Peter Wason* (p. 115-146). Lawrence Erlbaum Associates, Inc.
- Johnson-Laird, P. N. (1999). Deductive reasoning. *Annual Review of Psychology*, 50, 109-135. <https://doi.org/10.1146/annurev.psych.50.1.109>
- Johnson-Laird, P. N. (2006). Mental Models, Sentential Reasoning, and Illusory Inferences. In *Mental models and the mind : Current developments in cognitive psychology, neuroscience, and philosophy of mind* (p. 27-51). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S0166-4115\(06\)80026-9](https://doi.org/10.1016/S0166-4115(06)80026-9)
- Johnson-Laird, P. N. (2010). Mental models and human reasoning. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 107(43), 18243-18250. <https://doi.org/10.1073/pnas.1012933107>
- Johnson-Laird, P. N., & Byrne, R. M. J. (1991). *Deduction* (p. xii, 243). Lawrence Erlbaum Associates, Inc.

- Johnson-Laird, P. N., & Byrne, R. M. J. (2002). Conditionals : A theory of meaning, pragmatics, and inference. *Psychological Review*, 109(4), 646-678. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.109.4.646>
- Kahneman, D. (2011). *Thinking, fast and slow*. Farrar, Straus and Giroux.
- Kant, E. (2019). *Critique de la raison pure*. Les classiques des sciences sociales. http://classiques.uqac.ca/classiques/kant_emmanuel/Critique_de_la_raison_pure/Critique_de_la_raison_pure_intro.html
- Kao, S.-F., & Wasserman, E. A. (1993). Assessment of an information integration account of contingency judgment with examination of subjective cell importance and method of information presentation. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 19(6), 1363-1386. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.19.6.1363>
- Kelley, H. H. (1967). Attribution theory in social psychology. *Nebraska Symposium on Motivation*, 15, 192-238.
- Kelley, H. H. (1973). The processes of causal attribution. *American Psychologist*, 28(2), 107-128. <https://doi.org/10.1037/h0034225>
- Klauer, K. C., Beller, S., & Hütter, M. (2010). "Conditional reasoning in context: A dual-source model of probabilistic inference": Correction to Klauer et al. (2010). *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 36(3), 804. <https://doi-org.proxy.bibliotheques.uqam.ca/10.1037/a0019445>
- Kruschke, J. K., Kappenman, E. S., & Hetrick, W. P. (2005). Eye gaze and individual differences consistent with learned attention in associative blocking and highlighting. *Journal of Experimental Psychology. Learning, Memory, and Cognition*, 31(5), 830-845. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.31.5.830>
- Kutzner, F., Vogel, T., Freytag, P., & Fiedler, K. (2011). Contingency inferences driven by base rates : Valid by sampling. *Judgment and Decision Making*, 6(3), 211-221.
- Lagnado, D. A., & Sloman, S. A. (2006). Time as a guide to cause. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 32(3), 451-460. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.32.3.451>
- Le Pelley, M. E., Beesley, T., & Griffiths, O. (2011). Overt attention and predictiveness in human contingency learning. *Journal of Experimental Psychology. Animal Behavior Processes*, 37(2), 220-229. <https://doi.org/10.1037/a0021384>
- Le Pelley, M. E., Griffiths, O., & Beesley, T. (2017). Associative accounts of causal cognition. In *The Oxford handbook of causal reasoning* (p. 13-28). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199399550.001.0001>
- Lemaire, P., & Didierjean, A. (2018). *Introduction à la psychologie cognitive*. De Boeck Supérieur.
- Lu, H., Yuille, A. L., Liljeholm, M., Cheng, P. W., & Holyoak, K. J. (2008). Bayesian generic priors for causal learning. *Psychological Review*, 115(4), 955-984. <https://doi.org/10.1037/a0013256>
- Machamer, P., Darden, L., & Craver, C. F. (2000). Thinking about Mechanisms. *Philosophy of Science*, 67(1), 1-25. <https://doi.org/10.1086/392759>

- Mandel, D. R., & Lehman, D. R. (1998). Integration of contingency information in judgments of cause, covariation, and probability. *Journal of Experimental Psychology: General*, *127*(3), 269-285. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.127.3.269>
- Mandel, D. R., & Vartanian, O. (2009). Weighting of contingency information in causal judgement : Evidence of hypothesis dependence and use of a positive-test strategy. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, *62*(12), 2388-2408. <https://doi.org/10.1080/17470210902794148>
- Markovits, H. (2019). Reasoning strategy modulates gender differences in performance on a spatial rotation task. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, *72*(12), 2870-2876.
- Markovits, H., Brisson, J., & de Chantal, P.-L. (2015). Additional evidence for a dual-strategy model of reasoning : Probabilistic reasoning is more invariant than reasoning about logical validity. *Memory & Cognition*, *43*(8), 1208-1215. <https://doi.org/10.3758/s13421-015-0535-1>
- Markovits, H., Brisson, J., de Chantal, P.-L., & Thompson, V. A. (2017). Interactions between inferential strategies and belief bias. *Memory & Cognition*, *45*(7), 1182-1192. <https://doi.org/10.3758/s13421-017-0723-2>
- Markovits, H., Brunet, M.-L., Thompson, V., & Brisson, J. (2013). Direct evidence for a dual process model of deductive inference. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *39*(4), 1213.
- Markovits, H., de Chantal, P.-L., Brisson, J., Dubé, É., Thompson, V., & Newman, I. (2021). Reasoning strategies predict use of very fast logical reasoning. *Memory & Cognition*, *49*(3), 532-543.
- Markovits, H., Forgues, H. L., & Brunet, M.-L. (2010). Conditional reasoning, frequency of counterexamples, and the effect of response modality. *Memory & Cognition*, *38*(4), 485-492. <https://doi.org/10.3758/MC.38.4.485>
- Markovits, H., Forgues, H. L., & Brunet, M.-L. (2012). More evidence for a dual-process model of conditional reasoning. *Memory & Cognition*, *40*(5), 736-747. <https://doi.org/10.3758/s13421-012-0186-4>
- Markovits, H., & Handley, S. (2005). Is inferential reasoning just probabilistic reasoning in disguise? *Memory & Cognition*, *33*(7), 1315-1323. <https://doi.org/10.3758/BF03193231>
- Markovits, H., Trémolière, B., & Blanchette, I. (2018). Reasoning strategies modulate gender differences in emotion processing. *Cognition*, *170*, 76-82.
- Marsh, J. K., & Ahn, W. (2009). Spontaneous assimilation of continuous values and temporal information in causal induction. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, *35*(2), 334-352. <https://doi.org/10.1037/a0014929>
- Matute, H. (1996). Illusion of Control : Detecting Response-Outcome Independence in Analytic but Not in Naturalistic Conditions. *Psychological Science*, *7*(5), 289-293. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9280.1996.tb00376.x>
- Matute, H., Blanco, F., & Díaz-Lago, M. (2019). Learning mechanisms underlying accurate and biased contingency judgments. *Journal of Experimental Psychology: Animal Learning and Cognition*, *45*(4), 373-389. <https://doi.org/10.1037/xan0000222>

- Matute, H., Blanco, F., Yarritu, I., Díaz-Lago, M., Vadillo, M. A., & Barberia, I. (2015). Illusions of causality : How they bias our everyday thinking and how they could be reduced. *Frontiers in Psychology*, 6. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00888>
- Matute, H., Yarritu, I., & Vadillo, M. A. (2011). Illusions of causality at the heart of pseudoscience. *British Journal of Psychology (London, England: 1953)*, 102(3), 392-405. <https://doi.org/10.1348/000712610X532210>
- McCormack, T., Bramley, N., Frosch, C., Patrick, F., & Lagnado, D. (2016). Children's use of interventions to learn causal structure. *Journal of Experimental Child Psychology*, 141, 1-22. <https://doi.org/10.1016/j.jecp.2015.06.017>
- Michotte, A. (1963). *The perception of causality* (p. xxii, 424). Basic Books.
- Mill, J. S. (2011). *A System of Logic, Ratiocinative and Inductive : Being a Connected View of the Principles of Evidence, and the Methods of Scientific Investigation* (Vol. 1). Cambridge University Press. <https://doi.org/10.1017/CBO9781139149839>
- Molet, M., & Miller, R. R. (2014). Timing : An Attribute of Associative Learning. *Behavioural processes*, 0, 4-14. <https://doi.org/10.1016/j.beproc.2013.05.015>
- Moshman, D. (2004). From inference to reasoning : The construction of rationality. *Educational Psychology Papers and Publications*. <https://digitalcommons.unl.edu/edpsychpapers/44>
- Msetfi, R. M., Murphy, R. A., Simpson, J., & Kornbrot, D. E. (2005). Depressive Realism and Outcome Density Bias in Contingency Judgments : The Effect of the Context and Intertrial Interval. *Journal of Experimental Psychology: General*, 134(1), 10-22. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.134.1.10>
- Murphy, R. A., Schmeer, S., Vallée-Tourangeau, F., Mondragón, E., & Hilton, D. (2011). Making the illusory correlation effect appear and then disappear : The effects of increased learning. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 64(1), 24-40. <https://doi.org/10.1080/17470218.2010.493615>
- Musca, S. C., Vadillo, M. A., Blanco, F., & Matute, H. (2010). The role of cue information in the outcome-density effect : Evidence from neural network simulations and a causal learning experiment. *Connection Science*, 22(2), 177-192. <https://doi.org/10.1080/09540091003623797>
- Newman, I. R., Gibb, M., & Thompson, V. A. (2017). Rule-based reasoning is fast and belief-based reasoning can be slow : Challenging current explanations of belief-bias and base-rate neglect. *Journal of Experimental Psychology. Learning, Memory, and Cognition*, 43(7), 1154-1170. <https://doi.org/10.1037/xlm0000372>
- Nisbett, R. E., & Ross, L. (1980). *Human Inference : Strategies and Shortcomings of Social Judgment*. Englewood Cliffs, NJ, USA: Prentice-Hall.
- Novick, L. R., & Cheng, P. W. (2004). Assessing interactive causal influence. *Psychological Review*, 111(2), 455-485. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.111.2.455>
- Oaksford, M., & Chater, N. (2009). Précis of Bayesian rationality : The probabilistic approach to human reasoning. *Behavioral and Brain Sciences*, 32(1), 69-84. <https://doi.org/10.1017/S0140525X09000284>
- Oaksford, M., & Chater, N. (2020). New Paradigms in the Psychology of Reasoning. *Annual Review of Psychology*, 71, 305-330. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-010419-051132>

- Oaksford, M., Chater, N., & Larkin, J. (2000). Probabilities and polarity biases in conditional inference. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 26(4), 883-899. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.26.4.883>
- Oberauer, K., & Wilhelm, O. (2003). The meaning(s) of conditionals : Conditional probabilities, mental models, and personal utilities. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 29(4), 680-693. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.29.4.680>
- Osman, M., & Shanks, D. R. (2005). Individual differences in causal learning and decision making. *Acta Psychologica*, 120(1), 93-112. <https://doi.org/10.1016/j.actpsy.2005.04.003>
- Paul, L. A., & Hall, N. (2013). *Causation : A User's Guide*. Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/acprof:oso/9780199673445.001.0001>
- Pearl, J. (2000). *Causality : Models, Reasoning and Inference*. Cambridge University Press.
- Pelley, M., Beesley, T., & Griffiths, O. (2011). Overt Attention and Predictiveness in Human Contingency Learning. *Journal of experimental psychology. Animal behavior processes*, 37, 220-229. <https://doi.org/10.1037/a0021384>
- Perales, J. C., Catena, A., Cándido, A., & Maldonado, A. (2017). Rules of causal judgment : Mapping statistical information onto causal beliefs. In *The Oxford handbook of causal reasoning* (p. 29-51). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199399550.001.0001>
- Perales, J. C., & Shanks, D. R. (2007). Models of covariation-based causal judgment : A review and synthesis. *Psychonomic Bulletin & Review*, 14(4), 577-596. <https://doi.org/10.3758/BF03196807>
- Rescorla, R. (1972). A theory of Pavlovian conditioning : Variations in the effectiveness of reinforcement and nonreinforcement. *Undefined*. <https://www.semanticscholar.org/paper/A-theory-of-Pavlovian-conditioning-%3A-Variations-in-Rescorla/afaf65883ff75cc19926f61f181a687927789ad1>
- Rieskamp, J. (2006). Perspectives of probabilistic inferences : Reinforcement learning and an adaptive network compared. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 32(6), 1355-1370. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.32.6.1355>
- Rieskamp, J., & Otto, P. E. (2006). SSL : A Theory of How People Learn to Select Strategies. *Journal of Experimental Psychology: General*, 135(2), 207-236. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.135.2.207>
- Schlottmann, A. (1999). Seeing it happen and knowing how it works : How children understand the relation between perceptual causality and underlying mechanism. *Developmental Psychology*, 35(1), 303-317. <https://doi.org/10.1037/0012-1649.35.1.303>
- Shanks, D. R. (1995). Is Human Learning Rational? *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, 48(2), 257-279. <https://doi.org/10.1080/14640749508401390>
- Shanks, D. R., & Dickinson, A. (1987). Associative accounts of causality judgment. In *The psychology of learning and motivation : Advances in research and theory, Vol. 21* (p. 229-261). Academic Press.
- Shanks, D. R., Pearson, S. M., & Dickinson, A. (1989). Temporal contiguity and the judgement of causality by human subjects. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology B: Comparative and Physiological Psychology*, 41(2-B), 139-159.

- Shultz, T. R., Pardo, S., & Altmann, E. (1982). Young children's use of transitive inference in causal chains. *British Journal of Psychology*, 73(2), 235. <https://doi.org/10.1111/j.2044-8295.1982.tb01806.x>
- Siegler, R. S., & Liebert, R. M. (1974). Effects of contiguity, regularity, and age on children's causal inferences. *Developmental Psychology*, 10(4), 574-579. <https://doi.org/10.1037/h0036594>
- Singmann, H., & Klauer, K. C. (2011). Deductive and inductive conditional inferences : Two modes of reasoning. *Thinking & Reasoning*, 17(3), 247-281. <https://doi.org/10.1080/13546783.2011.572718>
- Sobel, D. M., Tenenbaum, J. B., & Gopnik, A. (2004). Children's causal inferences from indirect evidence : Backwards blocking and Bayesian reasoning in preschoolers. *Cognitive Science*, 28(3), 303-333. <https://doi.org/10.1016/j.cogsci.2003.11.001>
- Stanovich, K. E., & Toplak, M. E. (2012). Defining features versus incidental correlates of Type 1 and Type 2 processing. *Mind & Society*, 11(1), 3-13. <https://doi.org/10.1007/s11299-011-0093-6>
- Thompson, V. A. (1994). Interpretational factors in conditional reasoning. *Memory & Cognition*, 22(6), 742-758. <https://doi.org/10.3758/BF03209259>
- Thompson, V. A., & Markovits, H. (2021). Reasoning strategy vs cognitive capacity as predictors of individual differences in reasoning performance. *Cognition*, 217, 104866.
- Torres, M. N., Barberia, I., & Rodríguez-Ferreiro, J. (2020). Causal illusion as a cognitive basis of pseudoscientific beliefs. *British Journal of Psychology*, 111(4), 840-852. <https://doi.org/10.1111/bjop.12441>
- Vadillo, M. A., & Barberia, I. (2018). A comparator-hypothesis account of biased contingency detection. *Behavioural Processes*, 154, 45-51. <https://doi.org/10.1016/j.beproc.2018.02.009>
- Vadillo, M. A., Blanco, F., Yarritu, I., & Matute, H. (2016). Single- and Dual-Process Models of Biased Contingency Detection. *Experimental Psychology*, 63(1), 3-19. <https://doi.org/10.1027/1618-3169/a000309>
- Vadillo, M. A., Blanco, F., Yarritu, I., & Matute, H. (20160404). Single- and dual-process models of biased contingency detection. *Experimental Psychology*, 63(1), 3. <https://doi.org/10.1027/1618-3169/a000309>
- Vallée-Tourangeau, F., Murphy, R. A., Drew, S., & Baker, A. G. (1998). Judging the importance of constant and variable candidate causes : A test of the power PC theory. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology A: Human Experimental Psychology*, 51A(1), 65-84. <https://doi.org/10.1080/027249898391765>
- Verschueren, N., Schaeken, W., & d'Ydewalle, G. (2005). A dual-process specification of causal conditional reasoning. *Thinking & Reasoning*, 11(3), 239-278. <https://doi.org/10.1080/13546780442000178>
- Waldmann, M. R. (1996). Knowledge-based causal induction. In *Causal learning* (p. 47-88). Academic Press.
- Waldmann, M. R. (2017). *Causal Reasoning* (M. R. Waldmann, Éd.; Vol. 1). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199399550.013.1>
- Waldmann, M. R., & Holyoak, K. J. (1992). Predictive and diagnostic learning within causal models : Asymmetries in cue competition. *Journal of Experimental Psychology: General*, 121(2), 222-236. <https://doi.org/10.1037/0096-3445.121.2.222>

- Ward, W. C., & Jenkins, H. M. (1965). The display of information and the judgment of contingency. *Canadian Journal of Psychology/Revue canadienne de psychologie*, 19(3), 231-241.
<https://doi.org/10.1037/h0082908>
- Wasserman, E. A., & Neunaber, D. J. (1986). College students' responding to and rating of contingency relations : The role of temporal contiguity. *Journal of the Experimental Analysis of Behavior*, 46(1), 15-35.
<https://doi.org/10.1901/jeab.1986.46-15>
- White, P. A. (1989). A theory of causal processing. *British Journal of Psychology*, 80(4), 431-454.
<https://doi.org/10.1111/j.2044-8295.1989.tb02334.x>
- White, P. A. (2005). The power PC theory and causal powers : Comment on Cheng (1997) and Novick and Cheng (2004). *Psychological Review*, 112(3), 675-682. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.112.3.675>
- White, P. A. (20050801). The power PC theory and causal powers : Comment on Cheng (1997) and Novick and Cheng (2004). *Psychological Review*, 112(3), 675. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.112.3.675>
- Yarritu, I., & Matute, H. (2015). Previous knowledge can induce an illusion of causality through actively biasing behavior. *Frontiers in Psychology*, 6. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2015.00389>

