

Prédiction des instants de changement de percept dans un modèle de perception multistable

Massyl MOUDOUD¹ Ronald PHLYPO²

¹ICube, Université de Strasbourg, CNRS (UMR 7357), 300 Bd Sébastien Brant, 67400 Illkirch-Graffenstaden, France

²Gipsa Lab UMR5216, CNRS, Grenoble INP, Univ. Grenoble Alpes Grenoble, France

Résumé – Un modèle Bayésien est proposé pour la prédiction de l’instant de changement de percept en perception multistable. Une première étape relie la durée des percepts aux probabilités de survie. La deuxième étape intègre une entrée exogène qu’est reliée aux changements de taux de déclenchement entre les populations neuronales telles qu’observées dans le cortex visuel des singes. Le modèle Bayésien est validé sur des données d’un modèle d’interaction de populations neuronal. Une relation est trouvée entre la différence des taux de déclenchements et le délai restant jusqu’au changement de percept. Nos travaux ouvrent la voie vers une base neuronale permettant une prédiction à l’avance des changements de percepts.

Abstract – A two steps Bayesian model for predicting the time to an upcoming percept switch in multistable perception is developed. The first step relates percepts timing to survival probabilities. The second step incorporates an exogenous input variable which we relate to changes in firing rates between neuronal populations as observed in visual cortex of monkeys. The validity of our Bayesian model is assessed on data from a neural population interaction model. A relation was found between the value of differences in input firing rates and time left to the next perceptual switch for high values of the former. Our work bridges the gap toward a neural basis for an ahead-of-time prediction of perceptual switches.

La perception multistable est caractérisée par une dynamique de changement de percepts induite par “un stimulus qui est consistant avec deux ou plusieurs interprétations équiprobables” [9]. En d’autres termes, un sujet exposé à un unique stimulus (visuel, auditif. . .) va alterner entre les possibles interprétations au cours du temps, générant une séquence perceptuelle. Dans cette séquence, une interprétation est appelée un *percept*, une transition d’un percept à un autre se produit à un *instant de changement de percept*.

Les premières études sur la multistabilité ont modélisé les instants de changement de percepts par des processus semi-markoviens (même si—à notre connaissance—cela n’a jamais été mentionné comme tel), où une loi de probabilité décrit le temps de dominance d’un percept—généralement log-normal ou gamma—et l’état est le percept [13], voir la Figure 1. Malheureusement, ces modèles ne fournissent que des statistiques descriptives et n’ont pas de pouvoir prédictif.

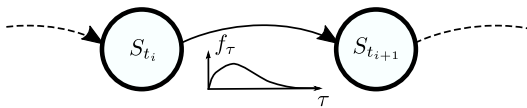


FIGURE 1 : Processus semi-markovien décrivant les percepts (états) et leur changements. À l’instant $t_{i+1} = t_i + \tau$, le percept change de S_{t_i} (P_i) vers $S_{t_{i+1}}$ (P_{i+1}).

Des travaux ultérieurs ont reproduit les distributions unimodales et asymétriques à gauche des temps de dominance sur la base d’un modèle dynamique des taux de déclenchement des populations neuronales en interaction [2, 3, 5, 10].

Cette recherche a été financée par le programme IDEX UGA NeuroCoG “Investissements d’avenir” [ANR-15-IDEX-02] ainsi que l’Agence Nationale de la Recherche au titre du projet VISION-3E [ANR-21-CE37-0018].

L’intérêt de ces modèles est d’expliquer l’effet des paramètres sur la distribution des temps de dominances. Ces paramètres peuvent être externes, liés au stimulus ou internes, liés aux fonctions cérébrales, comme par exemple l’adaptation de la population neuronale et l’inhibition croisée entre populations concurrentes. Les deux semblent jouer des rôles importants dans la multistabilité.

D’autres études ont mesuré l’effet de la multistabilité sur l’activité électrophysiologique, d’une part chez l’Homme à l’aide de l’EEG non invasive [1, 4, 7] de l’autre part chez le singe par une mesure directe de l’activité neuronale intracorticale [8].

À notre connaissance, il n’existe pas de modèle qui lie l’activité électroencéphalographique (observables) aux modèles dynamiques de populations neuronales (l’espace d’états cachés). Pourtant, un tel modèle permettrait de prédire le temps d’attente jusqu’au prochain changement de percept à partir de données et ouvrirait la voie à une approche interventionniste [12] basée sur une interférence avec la dynamique perceptive en cours, pour découvrir des relations causales dans le code neuronal [11]. Le travail présenté focalise sur une modélisation bayésienne du temps d’attente, basé sur le temps de dominance τ ($= t_{i+1} - t_i$), voir la Figure 1. Il constitue un point de départ pour combler le fossé entre les modèles cognitifs de la multistabilité et leurs implémentations neuronales.

1 Méthodes

1.1 Modèle de la dynamique neuronal

Un modèle des dynamiques de populations neuronales durant la multistabilité est requis pour faire des prédictions dans le temps. Parmi les modèles existants, celui de Huguet et al. [5] a

été choisi pour trois raisons : le modèle (i) est capable de reproduire les distributions des temps de dominances ; (ii) surveille les taux de déclenchement de populations hypothétiques de neurones qui interagissent pour prendre en compte les effets de l'adaptation et de l'inhibition croisée ; et (iii) reproduit la dynamique du taux de déclenchement intracortical mesurée dans le cortex visuel des singes lors de la perception multistable [8].

La forme générale du modèle de Huguet et al. [5] est donnée dans (1). Il est basé sur un système d'équations différentielles stochastiques. Le bruit ξ et les *courants d'entrée* C sont des entrées exogènes, l'adaptation A et le bruit N des variables d'état. La sortie du système sont les taux de déclenchement R . Dans ce qui suit on ne considère que le cas de deux percepts, nommés Cohérent (Coh) et Transparent (Tr) en référence aux deux interprétations du stimulus du plaid en mouvement [6]. Le modèle et les résultats de ce travail restent valables pour le cas de trois percepts.

$$\forall (i, j) \in \{\text{Tr, Coh}\}^2, i \neq j : \quad (1)$$

$$\begin{cases} \tau_r \dot{R}_i(t) = -R_i(t) + S_{\theta,k}(-\beta_{i,j} R_j(t) + C_i + N_i(t) - A_i(t)) \\ \tau_a \dot{A}_i(t) = -A_i(t) + \gamma R_i(t) \\ \dot{N}_i(t) = -\frac{N_i}{\tau_s} + \sigma \sqrt{\frac{2}{\tau_s}} \xi_i(t) \end{cases}$$

où $S_{\theta,k}(x) \triangleq \left(1 + e^{-\frac{x-\theta}{k}}\right)^{-1}$ est un sigmoïde et ξ_{Tr} et ξ_{Coh} sont des processus de bruit blanc gaussien indépendants, c.-à-d., $\forall t, t' \in \mathbb{R}, \forall i, j \in \{\text{Tr, Coh}\}$ on a $\xi_i(t) \sim \mathcal{N}(0, 1)$ et $\mathbb{E}[\xi_i(t)\xi_j(t')] = \delta_{i,j} \delta(t - t')$ avec $\delta_{i,j}$ le delta de Kronecker et δ étant la distribution de Dirac. Les valeurs des paramètres sont les mêmes que [5]. Un changement du percept i au percept j se produit dès que $R_j > R_i + 0.5$.

Les auteurs [5] ont conclu que l'adaptation donne les temps moyens de dominance et le bruit le moment précis du changement de percept, sans en fournir d'analyse quantitative.

1.2 Une variable de contrôle

Le modèle présenté est uniquement capable de simuler les distributions de temps de dominances. Bien que ses variables d'état et ses observables modélisent des populations neuronales en compétition (taux de déclenchement, adaptation et inhibition croisée des populations neuronales), les variables d'état sont à tout moment inobservables et représentent donc des états d'un cerveau hypothétique.

Afin de pouvoir estimer l'état des variables internes d'une personne exposée à un stimulus multistable, nous proposons de réinterpréter les variables d'état. On introduit la variable de contrôle exogène représentant le taux de déclenchement en entrée $I_i = C_i + N_i$. Elle modélise la stimulation en entrée provenant d'autres parties du cerveau qui se projettent sur la population neuronale encodant un percept et inclut, entre autres, les informations extraites du stimulus par sa visualisation.

La prédiction du délai au changement de percept à partir de l'activité cérébrale du sujet se fait en deux étapes : (i) une estimation ou une inférence du taux de déclenchement d'entrée I_i à partir des enregistrements électrophysiologiques du sujet et (ii) une prédiction ou une inférence du délai au prochain changement de percept, déduit de I_i . Ce travail se focalise sur ce deuxième volet. Nous nous concentrerons en particulier sur $\Delta I \stackrel{\text{def.}}{=} I_{\text{Coh}} - I_{\text{Tr}}$.

1.3 Modèle probabiliste

Dans ce qui suit, on note P une variable aléatoire prenant ses valeurs dans $\{\text{Tr, Coh}\}$ et on introduit les fonctions de densité de probabilité conditionnelles $f_\tau(\tau|p) = f_\tau(\tau|P = p)$ pour la distribution d'une variable aléatoire τ conditionnelle à une catégorie P que l'on appellera «percept».

Afin d'obtenir un modèle de prédiction du prochain changement de percept, nous partons d'une distribution du délai restant jusqu'au prochain changement conditionnel au temps écoulé dans le percept actuel (le temps écoulé depuis le dernier changement) et du taux de déclenchement d'entrée actuel. Sa d.d.p. (densité de probabilité) est notée $f_D(d|\Delta I, p, t)$.

Délai au changement sachant le temps passé dans le percept. Le temps τ entre deux changements de percepts (voir Fig. 1) peut être décomposé en ses deux temps constitutifs $\tau = t + D$. La probabilité que τ dépasse un temps t depuis le dernier changement de percept est la probabilité que le percept actuel ait duré au moins un temps t . Ceci est également connu sous le nom de probabilité de survie qui est définie à partir de la distribution de la durée du percept τ comme [14]

$$\Pr(\tau > t) = \int_t^{+\infty} f_\tau(\tau) d\tau = 1 - F_\tau(t) \quad (2)$$

où F_τ est la fonction de répartition (CDF) de τ .

En utilisant (2), le fait que $\tau = D + t$ et le théorème de Bayes, on déduit la distribution conditionnelle de D pour chaque percept :

$$f_D(d|t, p) = \frac{f_\tau(d+t|p)}{1 - F_\tau(t|p)}, \forall d \geq 0. \quad (3)$$

Prise en compte de la différence des taux de déclenchement d'entrée. Dans les simulations, les valeurs des taux de déclenchement d'entrée sont connues (tout comme ΔI). En pratique, en électrophysiologie non invasive, il est très probable qu'en raison de la localisation spatiale confinée des populations neuronales codant les percepts et de la faible résolution spatiale de l'EEG, seule une variable puisse être inférée. Nous proposons de baser la prédiction sur la différence entre les taux de déclenchement d'entrée des deux populations neuronal $\Delta I = I_{\text{Coh}} - I_{\text{Tr}}$. Le théorème de Bayes nous donne :

$$f_D(d|\Delta I, t, p) f(\Delta I|t, p) = f(\Delta I|d, t, p) f_D(d|t, p). \quad (4)$$

Sachant (3)

$$f_D(d|\Delta I, t, p) = \frac{f(\Delta I|d, t, p) f_\tau(d+t|p)}{f(\Delta I|t, p) (1 - F_\tau(t|p))} \quad (5)$$

avec $f(\Delta I|t, p) = \int f(\Delta I, d|t, p) dd$. On trouve la distribution a posteriori du délai au changement de percept, sachant ΔI et le temps t passé dans le percept actuel.

2 Résultats et discussion

Le modèle (1) est simulé pour un équivalent de 11 heures d'exposition au stimulus, donnant lieu à 6089 changements de percepts. Les histogrammes des temps de dominance (durées des percepts) de chaque percept sont affichés dans la figure 2a. Le temps de dominance moyen d'un percept est 6,66s.

2.1 Ajuster les distributions aux données

Des distributions gamma et log-normales [13] sont ajustées aux temps de dominance simulés avec le modèle de dynamique neuronale (1) à l'aide d'une estimation par maximum de vraisemblance des paramètres. Les ajustements sont représentés avec les histogrammes de données dans la Fig. 2a. L'estimation de $f_\tau(\tau|p)$ est utilisée pour calculer les expressions suivantes. En parallèle, les histogrammes empiriques de ces mêmes quantités sont trouvés à partir des données simulées.

La distribution conditionnelle du délai au changement de percept, compte tenu du percept actuel et du temps écoulé dans ce percept, est estimée par (3). L'estimation et l'histogramme pour $t = 0$ (la distribution des temps de dominances) et pour $t = 5s$ (le dernier changement est survenu il y a 5 secondes) sont affichés dans les figures 2a et 2b. On observe une nette évolution de la distribution entre les deux cas, la probabilité d'un changement de percept imminent est plus élevée lorsque la queue gauche de la distribution a été supprimée (cas de $t = 5s$). La qualité des d.d.p. estimées est bonne même pour les temps longs pour lesquels moins d'observations sont disponibles.

2.2 Estimation de $f(\Delta I|d, t, p)$

Il n'est pas possible d'exploiter la puissance du modèle bayésien (5) sans connaître la distribution de la différence des taux de déclenchement d'entrée ΔI lorsqu'un changement de percept approche $f(\Delta I|d, t, p)$. Une estimation empirique de la distribution est obtenue à partir des données de simulation en considérant les valeurs de ΔI dans un segment de 500 ms avant un changement de percept synchronisé sur ce changement de percept. L'histogramme de ΔI conditionnel à D résultant est tracé dans la figure 3a. Le changement de la distribution de ΔI est clair, un changement de percept ne peut arriver que lorsque la différence ΔI est grande en valeur absolue.

La distribution de ΔI conditionnelle à d est ensuite caractérisée par sa moyenne et son écart type ; ces quantités sont affichées dans la figure 3b (haut) pour chaque percept. Loin d'un changement, la moyenne est proche de zéro. À l'approche d'un changement de percept, la moyenne de ΔI augmente, atteint son maximum juste avant le changement et revient à zéro selon une courbe *en cloche*. L'écart type suit une courbe similaire mais inversée : à l'approche d'un changement de percept,

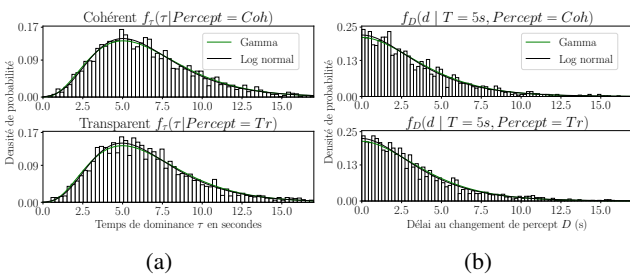


FIGURE 2 : Histogramme des délais au changement de percept sachant le temps depuis le dernier changement ajusté par estimateur du maximum de vraisemblance des familles de distributions gamma et log-normales : (a) temps de dominance, (b) distribution gamma et log-normales : (a) temps de dominance, (b) distribution gamma et log-normales sachant que le dernier changement a eu lieu depuis $t = 5s$.

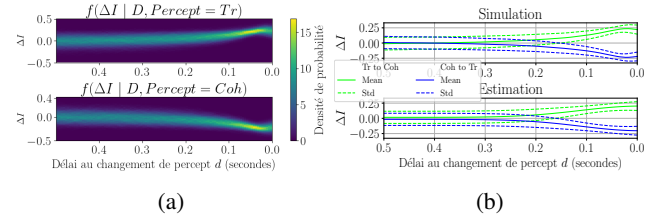


FIGURE 3 : (a) Histogrammes de la différence des taux de déclenchement d'entrée ΔI conditionnée sur le délai au changement de percept $D = d$. (b) Moyenne et écart type de la différence des taux de déclenchement d'entrée ΔI en fonction du délai au changement de percept d , dans les données de simulation (haut), et ajusté par une courbe gaussienne (bas).

elle diminue. La distribution conditionnelle de ΔI est proche d'une loi normale (théorème central limite). Nous proposons donc de modéliser $f(\Delta I|d, t, p)$ par une variable aléatoire normale dont la moyenne et l'écart type dépendent du délai au changement de percept d . Une courbe gaussienne est utilisée pour modéliser la moyenne et l'écart type conditionnels en raison de leur forme en cloche :

$$f(\Delta I|d, t, p) = \mathcal{N}(\mu_{\Delta I}(d, p), \sigma_{\Delta I}(d, p)) \quad (6)$$

$$\mu_{\Delta I}(d), \sigma_{\Delta I}(d, p) = Ae^{-(\frac{d-m}{v})^2} + C.$$

La moyenne m , l'écart type v , l'échelle A et l'emplacement C des courbes gaussiennes sont ajustés aux données de simulation de la figure 3b (haut) en utilisant un ajustement non linéaire des moindres carrés pour chaque percept. Le modèle résultant est présenté dans la figure 3b (bas). La dépendance au temps passé dans le percept t n'est pas incluse. Elle s'est avérée d'un impact négligeable sur la distribution de ΔI .

2.3 La distribution a posteriori de D

La probabilité a posteriori qu'un changement de percept se produise dans moins de d_0 secondes est trouvée en intégrant (5) :

$$P(D < d_0 | \Delta I, t, p) = \int_0^{d_0} f_D(d | \Delta I, t, p) dd. \quad (7)$$

La figure 4 montre la probabilité d'un changement de percept dans moins de 0.5 s en fonction du temps passé dans le percept t et de la différence des taux de déclenchement d'entrée ΔI . Lorsque t est petit, quand le dernier changement de percept vient juste d'arriver, la probabilité d'un autre changement est proche de zéro quelle que soit la valeur de ΔI . Plus le temps passé dans le percept est long, plus la valeur de ΔI requise pour augmenter la probabilité d'un changement de percept est faible. Il existe cependant toujours un ΔI minimum requis pour déclencher un changement de percept même si le percept actuel a duré longtemps.

Enfin, il est possible d'utiliser (5) pour estimer en "temps réel" la probabilité d'un changement de percept à venir dans la simulation (et dans des expériences réelles dans de futurs travaux). La figure 5 affiche un exemple de simulation du modèle (1) avec ces variables observables et d'état ainsi que la distribution a posteriori du délai au changement de percept D donné par (5). Chaque ligne verticale représente la d.d.p. de D à ce moment précis (sachant le temps depuis le dernier changement et la valeur instantanée de ΔI). On constate que la distribution a posteriori est unimodale et asymétrique à gauche

(comme la distribution a priori). Plus le temps passé dans le percept est long, plus la probabilité des petites valeurs de D augmente. Des pics élevés dans ΔI augmentent la vraisemblance d'un changement de percept imminent. L'évolution de la tendance de la distribution a posteriori est déterminée par le temps passé dans le percept, les pics dans ΔI au contraire provoquent un effet instantané. Ceci est conforme aux résultats de la figure 3a et de 3b où il a été démontré que l'impact de ΔI sur le changement de percept commence moins de 200 ms avant le changement et permet de quantifier l'influence du bruit (rappelons que $I(t) = C + N(t)$).

3 Conclusion

Ce travail propose un nouveau modèle bayésien des temps de dominance de la perception multistable. Sa validité a été testée sur des données simulées, conduisant à une estimation de la distribution a posteriori du délai au changement de percept.

Une preuve de concept de la contrôlabilité du modèle de Huguet et al. [5] basée sur un taux de déclenchement en entrée a été donnée.

L'analyse quantitative et probabiliste reliant la variable de contrôle aux changements de percepts a révélé que lorsque le taux de déclenchement d'entrée d'un percept supprimé augmente (par rapport au percept actif), le changement de percept a une probabilité accrue de se produire dans un avenir proche. Les résultats de la figure 3a sont très similaires à l'évolution du taux de déclenchement moyen des populations neuronales du cortex visuel des singes proches d'un changement de percept rapportée par Leopold et Logothetis [8, figure 2] (à comparer à la figure 3b). Cette similitude renforce la validité du taux de déclenchement d'entrée comme variable de contrôle. Le code pour reproduire les résultats et les figures présentés est disponible à l'adresse : https://github.com/massylmoudoud/Vision-3E_Gretsi2025.

Les travaux ultérieurs prendront le problème dans le sens inverse : en partant de la séquence rapportée de changements de percept chez des sujets exposés à un stimulus multistable, il faudra (i) inférer la différence de taux de déclenchement en entrée $\Delta I(t)$ qui permettra au modèle de reproduire cette séquence, puis (ii) trouver un corrélat dans l'électroencéphalogramme de ces sujets.

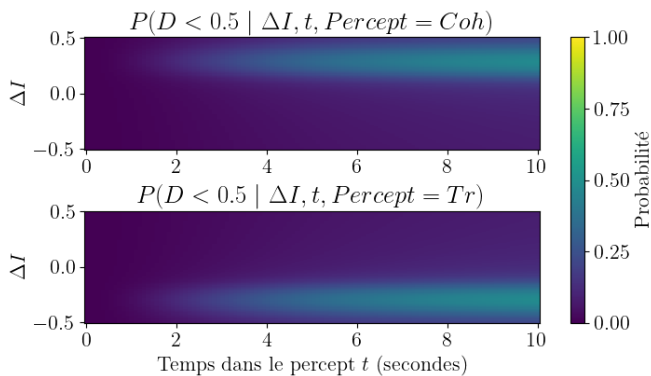


FIGURE 4 : Probabilité a posteriori modélisée d'un changement de percept dans moins de $d_0 = 0.5s$ sachant le percept actuel, le temps dans le percept t et la différence des taux de déclenchement d'entrée ΔI .

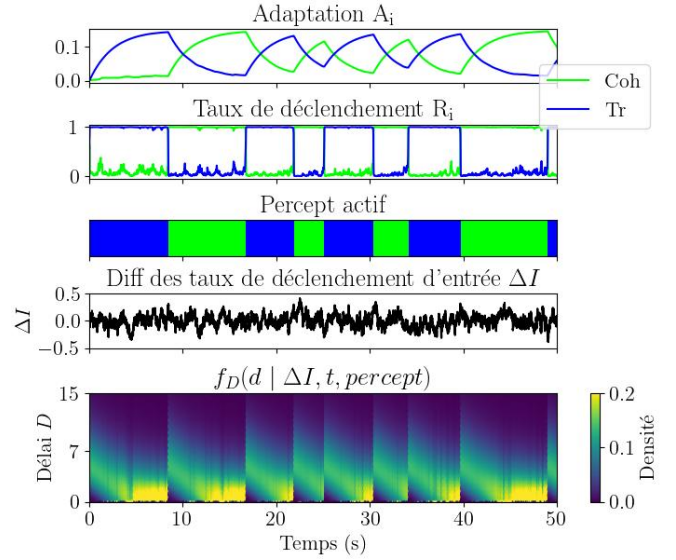


FIGURE 5 : Simulation de l'évolution des variables observables et d'état du modèle de perception bistable [5] ainsi que la distribution a posteriori du délai au changement de percept.

Références

- [1] A. CANALES-JOHNSON, L. BEERENDONK, S. CHENNU, M. J. DAVIDSON, R. A. A. INCE et S. van GAAL. "Feedback information transfer in the human brain reflects bistable perception in the absence of report". In : *PLOS Biology* (2023). Sous la dir. de F. TONG.
- [2] R. CAO, A. PASTUKHOV, M. MATTIA et J. BRAUN. "Collective Activity of Many Bistable Assemblies Reproduces Characteristic Dynamics of Multistable Perception". In : *Journal of Neuroscience* (2016).
- [3] P. CHHOLAK, A. E. HRAMOV et A. N. PISARCHIK. "An advanced perception model combining brain noise and adaptation". In : *Nonlinear Dynamics* (2020).
- [4] W. EHM, M. BACH et J. KORNMEIER. "Ambiguous figures and binding : EEG frequency modulations during multistable perception". In : *Psychophysiology* (2010).
- [5] G. HUGUET, J. RINZEL et J.-M. HUPÉ. "Noise and adaptation in multistable perception : Noise drives when to switch, adaptation determines percept choice". In : *Journal of Vision* (2014).
- [6] J.-M. HUPÉ et N. RUBIN. "The oblique plaid effect". In : *Vision Research* 44.5 (mars 2004), p. 489-500.
- [7] A. KUC. "Analysis of EEG spectral amplitudes during ambiguous information processing". In : *4th Scientific School on Dynamics of Complex Networks and their Application in Intellectual Robotics*. 2020.
- [8] D. A. LEOPOLD et N. K. LOGOTHETIS. "Multistable phenomena : changing views in perception". In : *Trends Cognit. Sci.* (1999).
- [9] A. PASTUKHOV. "Multistable Perception". In : *Oxford Research Encyclopedia of Psychology*. Oxford University Press, nov. 2021.
- [10] A. PASTUKHOV et J. BRAUN. "Disparate time-courses of adaptation and facilitation in multi-stable perception". In : *Learning & Perception Supplement 2* (2013).
- [11] J. PEARL. "Graphs, Causality, and Structural Equation Models". In : *Sociological Methods & Research* (1998).
- [12] A. REUTLINGER. "The Interventionist Theory of Causation". In : *A Theory of Causation in the Social and Biological Sciences*. Palgrave Macmillan UK, 2013, p. 25-70.
- [13] N. RUBIN et J.-M. HUPÉ. "Binocular Rivalry". In : MIT Press, 2004. Chap. Dynamics of perceptual bi-stability : plaids and binocular rivalry compared, p. 137-154.
- [14] G. TUTZ et M. SCHMID. *Modeling Discrete Time-to-Event Data*. Springer International Publishing, 2016.