UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ DE GRENOBLE

Spécialité : **Mathématiques et Informatique**

Arrêté ministériel du 7 août 2006

Présentée par

Alexandre Coninx

Thèse dirigée par **Georges-Pierre Bonneau**
et par **Jacques Droulez**

préparée au sein du **Laboratoire Jean Kuntzmann (UMR 5224)**
et du **Laboratoire de Physiologie de la Perception et de l'Action (Collège de France, UMR 7152)**
et de **EDF R&D département SINETICS**

École doctorale **MSTII**

Visualisation interactive de grands volumes de données incertaines : pour une approche perceptive

Thèse soutenue publiquement le **22 mai 2012**,
devant le jury composé de :

Jean Lorenceau
Directeur de recherche au CNRS, Rapporteur
Bruno Lévy
Directeur de recherche à l'INRIA, Rapporteur
Charles Hansen
Professeur à l'Université de l'Utah, Examinateur
Guillaume Thibault
Ingénieur-chercheur senior EDF R&D, Examinateur
Georges-Pierre Bonneau
Professeur à l'Université de Grenoble, Directeur de thèse
Jacques Droulez
Directeur de recherche au CNRS, Co-directeur de thèse



Remerciements

Une thèse est une aventure intellectuelle et humaine hasardeuse qui implique une remise en question constante. Sans l'aide, le soutien ou la simple présence de nombreuses personnes, ce cheminement aurait été plus lent, plus pénible, ou impossible.

Je souhaite d'abord remercier ceux qui m'ont montré la voie et ont su me faire découvrir et aimer le travail de recherche. Merci à Benoît Girard, qui, durant mon stage de master, a initié l'ingénieur que j'étais encore à la démarche scientifique et dont l'exemple m'a, plus que tout autre, incité à persévérer dans cette voie. Merci également aux autres chercheurs que j'ai alors cotoyé au LPPA, en particulier Francis et Mehdi, ainsi qu'au professeur Alain Berthoz qui a toujours su nous communiquer un peu de sa passion, de son érudition et de son inépuisable enthousiasme. Merci aussi à Agnès Guillot, à Jean-Arcady Meyer et aux autres chercheurs de ce qui s'appelait encore alors l'AnimatLab. Les rencontres que j'ai pu faire dans ces deux laboratoires et l'atmosphère qui y régnait m'ont motivé pour m'impliquer davantage dans l'univers de la recherche. Merci également à toute l'équipe du CogMaster pour m'avoir permis de vivre ce qui reste encore une de mes années les plus épanouissantes intellectuellement.

Cette thèse m'a entraîné entre deux mondes – recherche et industrie –, entre deux laboratoires et une entreprise, entre deux villes l'une familière et l'autre inconnue, entre les réacteurs nucléaires et la physiologie de l'oeil, entre l'informatique graphique et la psychologie de la perception. Il eût été facile de me perdre en route si je n'avais pas bénéficié de l'aide et du soutien de Georges-Pierre Bonneau, Jacques Droulez et Guillaume Thibault. Alors que beaucoup d'autres doctorants m'ont fait remarquer qu'il devait être difficile d'avoir trois encadrants de thèse, j'y ai toujours trouvé moi une force ; trois personnes d'une grande qualité humaine et professionnelle, qui se sont investies dans mon encadrement de façon exceptionnelle et ont toujours su me guider vers des nouvelles perspectives, partager leur expertise, m'ouvrir des portes, me rassurer également, en particulier lors des moments les plus difficiles de la rédaction. Ce travail n'aurait pu voir le jour sans leur contribution.

Ces trois ans ont également été émaillés de rencontres. Je voudrais remercier, avec la même chaleur qu'ils m'ont communiqué, Christian Boucheny et Sébastien Barbier, qui ont parcouru la même route que moi quelques années plus tôt, ont partagé leur expérience et ont été des *senpai* hors du commun sur la rude voie qui mène à la thèse. A EDF R&D je tiens à remercier particulièrement Stéphane Ploix, dont il est peut-être injuste que le nom n'apparaisse nulle part ailleurs dans ce manuscrit tant il a contribué à l'aboutissement de ce travail, ainsi qu'Isabelle Rupp et Christophe Péniguel pour leur écoute, leur disponibilité, leur ouverture et les échanges interdisciplinaires d'une grande fertilité qui ont pu en naître. Mes remerciements également à Aurélien, Jean-François et Sophie, mes compagnons de CIFRE ; à toute l'équipe I2C, en particulier Alain, Alejandro, Fabien, Raphaël, Valérie, pour m'avoir accueilli parmi eux et prouvé que grand groupe industriel et épanouissement professionnel n'étaient pas incompatibles, et enfin à Anne-Marie pour sa présence toujours bienveillante.

Dans mes deux laboratoires, merci également à tous ceux avec qui j'ai pu partager. Des mots, des bureaux,

des sourires, des coups de gueule, des discussions scientifiques, des bières, des parties de truco, et tant d'autres choses. A l'INRIA, Damien, Guillaume, Adrien, Maxime, Adeline, Estelle, Franck, Eric, et Marie-Paule. Au LPPA, Audrey, Julien, Anne, Gabrielle, Pierre, Gabriel, Michaël et Sid. Merci également à toutes les personnes, déjà citées ou non, qui se sont portées volontaires pour les expérimentations psychophysiques citées dans ce mémoire.

Enfin, merci à tous ceux qui m'ont accompagné au quotidien, qui m'ont soutenu dans mon travail et ont parfois subi indirectement les moments de découragement que, comme tout doctorant, j'ai pu traverser. Merci à Saubade, pour être là et pour m'avoir supporté quand j'étais insupportable. Merci à ma famille qui a toujours voulu m'aider dans mes projets, y compris jusque dans la voie difficile à suivre et difficile à comprendre de la thèse, que j'avais choisi. Merci à tous mes amis, en particulier Alexandre, Claire, David, Hervé, pour les bons moments passés, pour les discussions, et pour m'avoir donné du courage et de l'énergie quand je n'en avais plus.

Résumé

Les études scientifiques et d'ingénierie actuelles font de plus en plus souvent appel à des techniques de simulation numérique pour étudier des phénomènes physiques complexes. La visualisation du résultat de ces simulations sur leur support spatial, souvent nécessaire à leur bonne compréhension, demande la mise en place d'outils adaptés, permettant une restitution fidèle et complète de l'information présente dans un jeu de données. Une telle visualisation doit donc prendre en compte les informations disponibles sur la qualité du jeu de données et l'incertitude présente. Cette thèse a pour but d'améliorer les méthodes de visualisation des champs de données scalaires de façon à intégrer une telle information d'incertitude. Les travaux présentés adoptent une approche perceptive, et utilisent les méthodes expérimentales et les connaissances préalables obtenues par la recherche sur la perception visuelle pour proposer, étudier et finalement mettre en oeuvre des nouvelles techniques de visualisation. Une revue de l'état de l'art sur la visualisation de données incertaines nous fait envisager l'utilisation d'un bruit procédural animé comme primitive pour la représentation de l'incertitude. Une expérience de psychophysique nous permet d'évaluer des seuils de sensibilité au contraste pour des stimuli de luminance générés par l'algorithme de bruit de Perlin, et de déterminer ainsi dans quelles conditions ces stimuli seront perçus. Ces résultats sont validés et étendus par l'utilisation d'un modèle computationnel de sensibilité au contraste, que nous avons réimplémenté et exécuté sur nos stimuli. Les informations obtenues nous permettent de proposer une technique de visualisation des données scalaires incertaines utilisant un bruit procédural animé et des échelles de couleur, intuitive et efficace même sur des géométries tridimensionnelles complexes. Cette technique est appliquée à deux jeux de données industriels, et présentée à des utilisateurs experts. Les commentaires de ces utilisateurs confirment l'efficacité et l'intérêt de notre technique et nous permettent de lui apporter quelques améliorations, ainsi que d'envisager des axes de recherche pour des travaux futurs.

Abstract

Current scientific and engineering works make an increasingly frequent use of numerical simulation techniques to study complex physical phenomenons. Visualizing these simulations' results on their geometric structure is often necessary in order to understand and analyze the simulated system. Such a visualization requires specific software tools in order to achieve a comprehensive and accurate depiction of the information present in the dataset. This includes taking into account the available information about dataset quality and data uncertainty. The goal of this thesis is to improve the visualization techniques for scalar data fields by integrating uncertainty information to the result. Our work follows a perceptual approach, using knowledge and experimental methods from visual perception research to put forward, study and implement new visualization techniques. A review of the state of the art on uncertainty visualization make us suggest to use an animated procedural noise as a visual primitive to show uncertainty. We set up a psychophysics experiment to evaluate contrast sensitivity thresholds for luminance stimuli generated using Perlin's noise algorithm, and therefore understand under which conditions such noise patterns can be perceived. These results are validated and extended by using a computational model of contrast sensitiviy, which we reimplemented and ran on our stimuli. The resulting information allow us to put forward a new technique for visualizing uncertain scalar data using an animated procedural noise and color maps. The resulting visualization is intuitive and efficient even for datasets with a complex tridimensional geometry. We apply this new technique to two industrial datasets, and demonstrate it to expert users. Their feedback uphold the usabiliy and efficiency of our technique, and allows us to add a few more improvements and to orient our future work.

SOMMAIRE

Introduction **11**

I Visualiser des données incertaines et complexes **15**

1 Visualisation scientifique et perception visuelle **17**

2 Visualisation de données incertaines **27**

II Etude psychophysique d'une texture procédurale : le bruit de Perlin **45**

3 Un bruit procédural multidimensionel : le bruit de Perlin **47**

4 Sensibilité au contraste des stimuli de luminance **55**

5 Sensibilité au contraste de stimuli à base de bruit de Perlin **61**

6 Utilisation d'un modèle computationnel **69**

III Visualisation interactive de données scalaires incertaines **77**

7 Visualisation d'incertitude par bruit de Perlin animé **79**

8 Application de la technique à des cas industriels réels **91**

Conclusion **103**

Table des matières **107**

Table des figures **111**

Bibliographie **113**

Introduction

Les travaux présentés dans ce mémoire sont profondément multidisciplinaires et se situent à la confluence de trois thématiques scientifiques distinctes : la visualisation scientifique, la recherche sur la perception visuelle, et la prise en compte de l'incertitude.

La visualisation scientifique en elle-même est un domaine scientifique jeune, né des progrès de l'informatique, mais l'utilisation d'images pour expliciter des données scientifiques ou techniques à support spatial n'a rien de nouveau. La cartographie, discipline vieille de 4500 ans, n'est autre que la représentation spatiale de données géographiques. Plus récemment, à la fin de l'époque médiévale, les "carnets d'ingénieurs" d'architectes et d'inventeurs comme Léonard de Vinci, Francesco di Giorgio Martini ou Villard de Honnecourt représentent les premiers efforts systématiques pour représenter de façon graphique le fonctionnement de systèmes physiques. Ces travaux déboucheront à la Renaissance sur les "théatres de machines", des représentations en écorché montrant des systèmes mécaniques en fonctionnement, puis à l'époque des Lumières par exemple sur les planches de l'encyclopédie de Diderot et d'Alembert. Le 18$^{\text{ème}}$ siècle verra finalement l'émergence du dessin industriel et technique, avec des règles de représentation strictes et un souci d'exactitude numérique. Lors de la révolution informatique, c'est ce dessin technique que l'informatique graphique et la conception assistée par ordinateur auront pour objet de compléter puis de remplacer.

Les premières techniques de visualisation informatique des résultats scientifiques sont nées des progrès de l'informatique graphique au début des années 1980, mais il faut attendre 1987 pour que la visualisation soit reconnue comme une discipline autonome, avec une première définition dans la littérature scientifique donnée par McCormick [MDB87] comme "l'utilisation de l'informatique graphique pour créer des images visuelles qui aident à la compréhension des représentations numériques complexes et souvent massives de résultats ou de concepts scientifiques". Ces techniques n'ont cessé de progresser depuis, une recherche active en visualisation scientifique proposant constamment de nouvelles méthodes pour représenter graphiquement l'information, suivant d'une part les besoins du progrès scientifique et technique – qui implique de traiter une information toujours plus riche et complexe – et d'autre part le développement de l'informatique, qui met à disposition de nouveaux outils pour visualiser (matériel plus rapide, plus performant et plus spécialisé, plus grand espace de stockage, réseaux haut-débit, et systèmes d'affichage innovants : haute définition, grand angle, stéréoscopiques, en réalité virtuelle ou augmentée, ...).

L'étude de la perception visuelle est, comparativement, une discipline beaucoup plus ancienne. Le fonctionnement de la vision et de l'oeil fascinaient les hommes dès l'antiquité, et plusieurs philosophes de cette ère, comme Empédocle, Epicure et Ptolémée, ont proposé des théories de la perception visuelle. Les siècles qui suivirent apportèrent surtout une meilleure compréhension du fonctionnement de l'oeil et des règles de l'optique, avec les travaux des savants arabes comme Alhazen à l'époque médiévale, puis à partir de la renaissance les découvertes de nombreux hommes de science comme Kepler, Descartes, Newton ou encore Fermat.

Mais ces travaux s'intéressent essentiellement à l'optique et à la façon dont la lumière est reçue par l'oeil,

les théories sur l'origine et la nature de notre expérience visuelle restant longtemps des hypothèses d'ordre philosophique, faute de méthodes d'étude expérimentale. Il faut attendre le 19ème siècle avec les théories psychophysiques de Weber et Fechner, puis les travaux pionniers de Hermann von Helmholtz, pour que débute réellement l'étude expérimentale rigoureuse du fonctionnement et des capacités du système visuel humain. Cette science prendra son essor tout au long du 20ème siècle, raffinant ses méthodes et ses théories jusqu'à caractériser de façon extrêmement précise et rigoureuse de nombreux aspects de la perception visuelle humaine, et tissant des liens étroits avec d'autres sciences comme la psychologie, puis les sciences cognitives et les neurosciences.

L'incertitude n'est pas tant un sujet d'étude en soi qu'une notion épistémologique qui a pris récemment une importance croissante dans de nombreux domaines d'études scientifiques et techniques. Longtemps, les théories scientifiques ont été interprétées dans un cadre strictement mécaniste et considérées comme des modèles imparfaits d'un monde totalement objectif et déterministe. Les erreurs et les incertitudes n'étaient vues que comme les conséquences de mesures ou de calculs trop imprécis ou de modèles incomplets, que les progrès scientifiques et techniques seraient capables de réduire et peut-être un jour d'éliminer totalement, laissant place à une connaissance complète du fonctionnement du monde.

Cette conception fut mise à mal à partir du début du 20ème siècle dans plusieurs sciences. En physique, le développement des théories atomiques et quantiques jette le trouble en montrant que les phénomènes à l'échelle atomique ne peuvent être adéquatement décrits que par des modèles statistiques où l'observation du système joue un rôle important. En mathématiques, la théorie du chaos, puis des systèmes complexes, a exhibé de nombreux cas de systèmes dont le comportement, pourtant déterministe, ne peut être efficacement décrit par les modélisations classiques. La révolution informatique, tout en permettant d'étudier de nombreux phénomènes en réalisant rapidement des simulations d'une précision sans précédent, pousse les modèles physiques jusqu'à leurs limites et fait souvent apparaître des situations où la qualité de la simulation ne peut être facilement améliorée sans entraîner un gain de complexité ou une explosion combinatoire rendant le calcul impossible dans la pratique.

Ces problématiques, combinées au besoin d'une précision toujours plus importante des résultats scientifiques – autant dans la recherche fondamentale que pour ses applications technologiques – ont conduit à un effort général pour caractériser et estimer l'incertitude pour mieux la prendre en compte, à défaut de pouvoir l'éliminer. Elles ont également donné naissance aux modélisations utilisant l'inférence bayésienne, entièrement fondées sur une connaissance imparfaite du monde.

Motivations

Les problématiques d'incertitudes sont particulièrement importantes dans le domaine industriel, où assurer la fiabilité et la sûreté de fonctionnement des installations est une préoccupation constante. Le comportement des systèmes doit donc être connu avec précision et les incertitudes prises en compte pour pouvoir assurer à tout moment un fonctionnement optimal en prenant les mesures, précautions et marges de sécurité nécessaires pour éviter tout incident. Cette exigence est bien sûr d'une importance cruciale pour les entreprises comme EDF qui gèrent des systèmes où une défaillance peut avoir des conséquences humaines et environnementales graves, comme des installations nucléaires ou des barrages hydroélectriques.

La quantification et la prise en compte de l'incertitude est donc un axe important des travaux de simulation numérique réalisés à EDF R&D. Cette prise en compte doit se faire tout au long des projets d'étude, de la conception des modèles physiques à la visualisation des résultats. C'est dans ce dernier point que cette thèse trouve sa motivation première.

L'application des méthodes et des résultats de la perception visuelle pour répondre aux problématiques de la visualisation est une tendance récente et particulièrement fertile que l'on trouve dans plusieurs travaux de recherche actuels, et qui sera présentée plus en détail plus loin dans ce mémoire. Une telle approche avait déjà été mise en oeuvre avec succès à EDF R&D dans des travaux précédents [Bou09], qui avaient montré l'intérêt de cette démarche pour traiter des problèmes de visualisation particulièrement complexes. Son application à la visualisation de données incertaines semblait donc prometteuse. Au sein d'EDF R&D, cette approche s'inscrit aussi dans un projet plus vaste visant à appliquer les méthodes et les résultats des sciences cognitives à des problématiques industrielles diverses, comme la transmission des connaissances ou la navigation dans un environnement complexe.

Organisation du document

Ce mémoire de thèse est composé de huit chapitres, structurés en trois parties.

Dans le premier chapitre, nous exposons les principales problématiques actuelles en visualisation scientifique et les outils qui permettent d'y répondre. Après un rappel des objectifs de la visualisation, nous examinons les défis actuellement rencontrés par les chercheurs en visualisation : données plus volumineuses et complexes, besoin d'outils de visualisation plus puissants et pratiques, prise en compte de l'incertitude. Puis, nous exposons et justifions l'approche perceptive qui sera la nôtre pour traiter le problème de la visualisation de données scalaires incertaines.

Le second chapitre constitue un état de l'art sur la visualisation de données incertaines. Nous discutons d'abord la nature, l'origine et les différentes formes possibles d'incertitude, avant d'exposer les différentes techniques proposées dans les travaux antérieurs portant sur la visualisation d'incertitude. Un exposé du problème de visualisation spécifique sur lequel nous nous concentrons et des pistes pour l'aborder clot cette partie du document.

Le troisième chapitre est consacré à l'algorithme de bruit de Perlin, que nous utilisons dans toute la suite de nos travaux. Après un historique de cette technique et une présentation de ses utilisations, nous expliquons le fonctionnement de cet algorithme et montrons comment il peut être utilisé pour produire des motifs utilisables comme primitive de visualisation.

Dans le quatrième chapitre, nous discuterons rapidement du comportement du système visuel humain lors de la détection de motifs de contraste de luminance, et des modèles expliquant son fonctionnement dans cette situation. Nous montrerons comment la perception de motifs simples à base de franges sinusoïdales peut être caractérisée expérimentalement, ce qui permet de mesurer une *fonction de sensibilité au contraste*, travaux dont nous nous inspirerons par la suite.

Le cinquième chapitre se concentre sur une étude expérimentale de stimuli de luminance à base de bruit de Perlin, utilisant les motifs définis au chapitre 3 et les méthodes psychophysiques évoquées au chapitre 4. Nous y exposons donc le mode de construction des stimuli, le matériel et les méthodes utilisées, les données collectées par l'expérience, et leur analyse. Ces résultats nous permettent de caractériser la sensibilité au contraste de luminance du système visuel humain pour de tels stimuli par une surface de sensibilité au contraste.

Le sixième chapitre propose de valider et d'étendre les résultats de l'étude expérimentale en utilisant un modèle computationnel de sensibilité au contraste. Nous décrivons les différents composants de ce modèle, puis les résultats que nous donnent son application aux stimuli de bruit de Perlin. Après une comparaison avec les résultats expérimentaux, nous présentons les surfaces de sensibilité au contraste améliorées que ces résultats nous permettent de construire.

Dans le septième chapitre, nous présentons une nouvelle technique de visualisation de données scalaires incertaines utilisant un motif de bruit de Perlin animé et des échelles de couleur, fondée sur les travaux psychophysique et de modélisation présentés aux chapitres précédents. Nous décrivons notre algorithme et montrons quelques applications possibles.

Le huitième chapitre est dédié à l'application de notre technique de visualisation à des cas industriels réels, en collaboration avec des ingénieurs d'EDF R&D. Deux études de simulation numérique sont exposées, et les résultats sont visualisés en utilisant notre méthode. La présentation de l'une de ces deux visualisations à des ingénieurs experts est l'occasion de recueillir les commentaires d'utilisateurs réels de visualisation. Ces retours nous permettent d'apporter une amélioration particulière à notre technique.

Nous concluons ce document par un rappel des contributions apportées et un exposé des développements futurs que ces travaux permettent d'imaginer.

Première partie

Visualiser des données incertaines et complexes

CHAPITRE 1

Visualisation scientifique et perception visuelle

La visualisation scientifique est une discipline ayant pour but la génération informatique d'images permettant de mieux comprendre et analyser, par une exploration visuelle, des données présentant une extension spatiale. Il s'agit d'une branche de l'informatique graphique, domaine qui traite plus généralement de la création d'images par des outils algorithmiques et informatiques. La visualisation peut concerner soit des données simulées, issues de modèles algorithmiques permettant de simuler divers phénomènes physiques (par exemple par la méthode des éléments finis), soit des données réelles issues de capteurs et de mesures.

La visualisation est un domaine en plein développement. D'une part, dans de nombreux champs d'étude scientifiques, les moyens informatiques de simulation tout comme la précision et la résolution des capteurs et instruments de mesure ne cessent de croître, ce qui donne des descriptions de plus en plus précises, détaillées et complexes des phénomènes étudiés, qu'il est souvent nécessaire de visualiser. D'autre part, l'informatique graphique connaît actuellement une croissance sans précédent : les techniques algorithmiques, les architectures logicielles et les moyens matériels utilisés sont en évolution rapide et constante, ce qui permet la mise en oeuvre de moyens de visualisation toujours plus puissants et élaborés. Cette situation a rendu possible le développement et l'utilisation de nombreuses techniques de visualisation nouvelles dans les dernières années, qui ont fait l'objet de plusieurs ouvrages de synthèse [HJ04, par exemple].

Dans ce chapitre, nous rappellerons les objectifs et les utilisations des visualisations informatiques, et nous présenterons rapidement les défis auxquels la discipline est actuellement confrontée.

1 Pourquoi visualiser ?

Visualiser les données scientifiques sur leur support spatial est souvent une opération complexe et coûteuse. Il est généralement nécessaire d'effectuer divers traitements sur les données de façon à les mettre sous une forme où elles peuvent être visualisées, d'utiliser des logiciels dédiés délicats à développer et à utiliser, et de faire appel à des ressources informatiques parfois considérables en terme de puissance de calcul. Selon les phénomènes physiques étudiés et la nature, la complexité et le volume des données, la visualisation peut se réduire à une tâche simple réalisée sur une station de travail par des logiciels standard, ou bien au contraire être l'objectif d'un projet de recherche à part entière.

La visualisation ne se justifie donc que dans la mesure où elle permet de mieux tirer parti des données scientifiques, ce qui n'est pas toujours le cas. Par exemple, dans certaines études de sûreté industrielle, des simulations numériques sur un support spatial sont effectuées – et peuvent parfois générer des volumes considérables de données – mais l'objectif de l'étude est de vérifier qu'une variable donnée ne dépasse pas une valeur critique, ou bien qu'une probabilité d'incident reste très faible, résultats qui peuvent être synthétisés sous forme d'une courbe, d'un nombre ou même d'un simple résultat binaire de type oui/non.

Nous allons donc rappeler les situations dans lesquelles la visualisation, malgré le surcoût computationnel qu'elle représente, permet une meilleure exploitation de l'information scientifique.

1.1 Visualiser pour explorer

Les outils de calcul numérique sont souvent utilisés pour simuler l'évolution de systèmes au comportement inconnu (ou mal connu) a priori. Dans cette situation, les utilisateurs ne disposent que de peu de connaissances préalables sur les données scientifiques, et doivent donc avant toute interprétation précise des résultats se livrer à un travail d'exploration des données, de façon à comprendre leur structure globale et localiser les zones où des phénomènes spécifiques nécessitent une étude plus poussée.

Les mêmes problématiques se posent pour certains jeux de données non simulées, issus de mesures physiques, qui décrivent des objets ou des phénomènes sur lesquels les connaissances a priori – issues d'études préalables – sont incomplètes ou peu précises, par exemple certaines données issues d'observations astronomiques. Il est alors nécessaire d'explorer ces données et d'identifier les structures ou les phénomènes intéressants, avant de les interpréter et de tirer des conclusions scientifiques.

La visualisation est un outil de premier plan dans cette tâche, qui nécessite de pouvoir considérer l'ensemble des données traitées pour y mettre en évidence des structures, des objets particuliers et des zones d'intérêt. La visualisation doit bien entendu être adaptée à la tâche. L'objectif est qu'un utilisateur puisse identifier grâce à une exploration visuelle des objets d'intérêt a priori mal connus et éventuellement mal définis. Les données doivent donc être présentées de façon la plus neutre, fidèle et complète possible, et le mode de visualisation utilisé doit idéalement laisser un vaste contrôle à l'utilisateur pour adapter et raffiner les paramètres de la visualisation de façon à mettre en valeur au fur et à mesure du processus de visualisation les résultats obtenus.

1.2 Visualiser pour décider

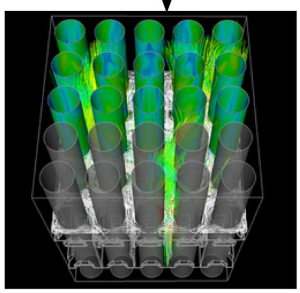
La visualisation décisionnelle consiste en la présentation visuelle de données scientifiques décrivant un phénomène connu, de façon à prendre une décision. Cette décision peut être par exemple un choix de conception ou d'ingéniérie dans un contexte industriel. Plusieurs possibilités peuvent être envisagées et faire l'objet d'études (simulations numériques, réalisation de maquettes, d'expériences, etc.) avant d'être comparées lors d'un processus décisionnel. La visualisation permet alors de présenter et de comprendre les conséquences de tel ou tel choix, de façon à prendre une décision éclairée.

Dans ce contexte, la visualisation a essentiellement pour but d'exprimer de façon claire et synthétique un problème initialement complexe et difficile à appréhender dans son intégralité. La visualisation doit donc mettre en valeur les éléments pertinents pour la décision à prendre, et à leur donner du sens de façon à faire apparaître de façon claire et compréhensible une structure souvent sous-jacente ou masquée au sein de données nombreuses et complexes.

1.3 Visualiser pour communiquer

Les images issues de la visualisation scientifique ne s'adressent pas toujours à des experts du système ou du phénomène physique représenté. Lorsqu'il est question de présenter un cas, une étude scientifique ou industrielle, une expérience, diverses méthodes de communication scientifique et technique peuvent être employées, au sein desquelles la visualisation tient maintenant une place de choix.

La visualisation est alors un outil illustratif utilisé conjointement à d'autres supports (par exemple un document écrit, comme un rapport ou un article, ou une présentation orale) dans le cadre de la communication d'un résultat ou d'un travail à un public déterminé. Ce public n'a donc généralement pas de connaissances techniques approfondies du cas préalablement à la présentation, et ses connaissances scientifiques dans le domaine concerné sont variables.



AUJOURD'HUI	DEMAIN	A TERME
Grille 5*5	Grille 17*17	Structure complète grilles 17*17 10 grilles / assemblage 196 assemblages
100 millions de tétraèdres	**220 millions d'hexaèdres**	**300 milliards d'hexaèdres**
15 000 pas de temps	200 000 pas de temps	200 000 pas de temps
Analyse du résultat final	Analyse temporelle	Analyse temporelle
Données: 30 Gb RAM	Données: 300 Gb RAM / pas	Données: 500 Tb RAM / pas

FIGURE 1.1: Volume des données générées par une série de simulations numériques industrielles à EDF R&D. Les volumes de données de plus en plus élevés et la complexité croissante des scènes tridimensionnelles demande des moyens de visualisation appropriés.

Le but premier de la visualisation dans ce cas doit être la clarté et la pédagogie. Un certain niveau de simplification et de sélection de l'information à représenter est généralement nécessaire, mais ce niveau doit être adapté au public ciblé : par exemple, on ne peut pas supposer les mêmes connaissances préalables ni espérer le même niveau de compréhension de la part de l'auditoire d'un congrès scientifique spécialisé et d'une conférence pour tout public. Dans certains cas, le caractère esthétique de la visualisation peut également avoir une importance pour intéresser le public visé. Le but est de créer des images qui, sans trahir les données, permettent aux destinataires d'en avoir la meilleure compréhension possible compte tenu de leur niveau d'expertise et des contraintes de la présentation.

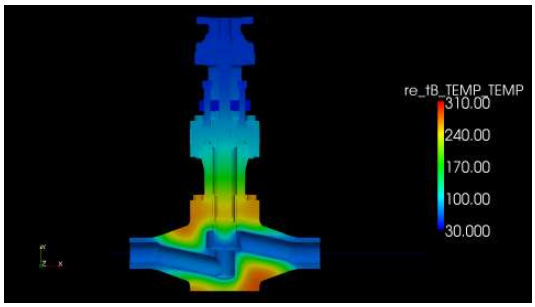
2 Défis actuels en visualisation scientifique

2.1 Des données de plus en plus volumineuses et complexes

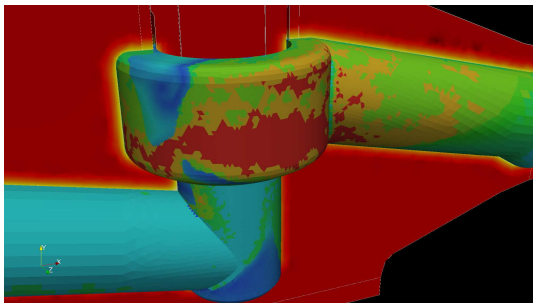
L'explosion de la puissance de calcul et des capacités de stockage des systèmes informatiques a permis de repousser les limites de la simulation numérique. Cela s'est traduit d'une part par la complexification des calculs, avec par exemple des couplages de codes pour simuler des phénomènes multiphysiques, et d'autre part par l'utilisation de maillages plus fins ou plus étendus, pour simuler les comportements physiques à une échelle plus petite ou sur des supports spatiaux plus vastes. Ce mouvement se poursuit constamment, et on atteint actuellement par exemple un volume de données de l'ordre du petaoctets pour certaines simulations industrielles à EDF R&D (fig. 1.1), ou des jeux de données décrivant plusieurs centaines de grandeurs physiques en chaque point, comme pour certains modèles de prévisions météorologiques.

La mise en place d'outils de visualisation adaptés à ces jeux de données représente un défi avant tout technique : les architectures matérielles et logicielles des systèmes de visualisation actuels ne sont souvent pas adaptés au traitement de très gros volumes de données. La génération d'images peut nécessiter l'utilisation d'équipements spécifiques, comme des *clusters* graphiques, des systèmes regroupant plusieurs noeuds de calcul spécialisés dans le rendu d'images 3D reliés par un réseau très haut débit. Les logiciels et les algorithmes utilisés doivent être développés spécifiquement pour tirer parti de ce type de matériel particulier. Une attention particulière doit être accordée aux flux de données, de façon à optimiser les opérations de transfert, de traitement et de conversion qui peuvent s'avérer extrêmement coûteuses en temps étant donné les volumes considérés.

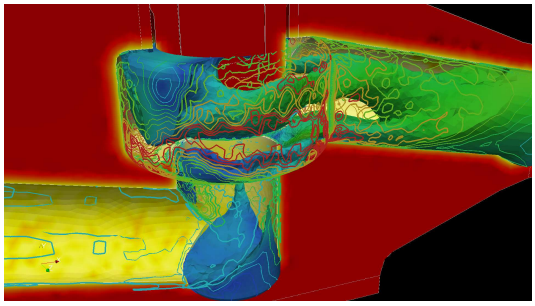
Au delà des moyens informatiques, un autre challenge est de proposer une visualisation efficace pour un jeu de données extrêmement riche. Dans des simulations numériques industrielles utilisant plusieurs codes de calcul pour modéliser différents phénomènes physiques en interaction, il n'est pas rare que les données obtenues concernent une dizaine de grandeurs physiques différentes : température, pression, vitesse d'un fluide, tenseur de contrainte dans un solide, intensité d'un rayonnement thermique ou radioactif, échanges thermique par conduction ou convection, concentration d'une espèce chimique, ... Ce nombre de variables peut dépasser la centaine pour la simulation à grande échelle de phénomènes très complexes et multiphysiques, comme les prévisions météorologiques ou climatiques. Ces grandeurs physiques s'expriment dans des unités différentes, peuvent être scalaires, vectorielles ou même tensorielles, peuvent concerner des sous-domaines



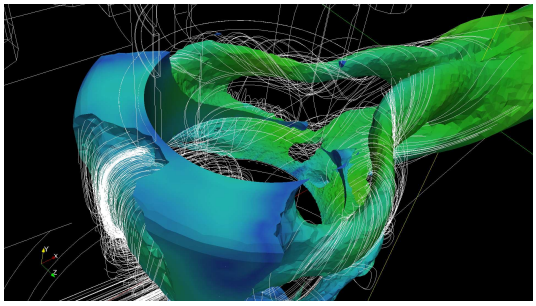
(a) Vue d'ensemble de la vanne étudiée



(b) Echanges thermiques à l'interface liquide-solide et température dans le solide



(c) Echanges thermiques, température dans le solide et vitesse du fluide



(d) Vitesse du fluide et lignes de courant

FIGURE 1.2: Affichage du résultat d'une simulation multiphysique modélisant l'injection d'un volume d'eau froide dans une vanne, en utilisant quatre visualisations successives. Fig. 1.2a : vue d'ensemble de la vanne et représentation de la température dans le solide par une échelle de couleur. Fig. 1.2b : représentation de la température dans le solide et coloration de l'interface liquide-solide en fonction des échanges thermiques par des échelles de couleur. Fig. 1.2c : représentation de la température dans le solide par une échelle de couleur ; visualisation du fluide par une isotherme (pour une valeur de température élevée), colorée par une échelle de couleur en fonction de la vitesse ; affichage des échanges thermiques à l'interface liquide-solide par des isolignes colorées par une échelle de couleur. Fig. 1.2d : visualisation du fluide par une isotherme (pour une valeur de température élevée), colorée par une échelle de couleur en fonction de la vitesse ; affichage de lignes de courant autour de cette isotherme.

spatiaux spécifiques, et ont chacune leurs techniques de visualisation de prédilection (par exemple les lignes de courant pour un champ vectoriel, et les isosurfaces ou les échelles de couleur pour un champ scalaire). Par ailleurs, étant donné la puissance des moyens de simulation actuels, ces valeurs peuvent être connues avec une résolution spatiale et temporelle de plus en plus fine.

Représenter directement l'ensemble de ces données de façon "naïve" sur une image ne peut que conduire à une visualisation extrêmement confuse, où les différentes primitives graphiques utilisées se masquent mutuellement et rendent la géométrie du domaine spatial peu compréhensible. Il est donc généralement nécessaire d'opérer une sélection dans les données à représenter, et de s'assurer que les diverses techniques de visualisation employées se complètent sans se perturber mutuellement, et permettent d'avoir une vision globale des processus physiques en jeu. Cette tâche peut s'avérer d'une grande complexité pour des phénomènes fortement multiphysiques, où le dépouillement du jeu de données demande l'analyse des interactions et des relations entre plusieurs champs de nature différente.

Un exemple représentatif d'un tel besoin de visualisation multiphysique sur des géométries complexes est le cas "choc froid" présenté en figure 1.2). Ce jeu de données est le résultat d'une simulation numérique multiphysique sophistiquée modélisant l'ensemble des phénomènes thermiques et mécaniques se produisant lors de l'injection brutale d'un volume d'eau froide dans une vanne en acier (fig. 1.2a) initialement parcourue par de l'eau chaude. L'écoulement de l'eau ainsi que les échanges thermiques au sein du fluide sont simulés par le code de calcul hydrothermique Code_Saturne. Les effets de propagation thermique au sein de la vanne sont, eux, calculés par le code de thermique du solide Code_Syrthes. Ces deux codes sont couplés lors du

calcul de façon à tenir compte des échanges thermiques ayant lieu à l'interface liquide/solide. Enfin, le code de mécanique du solide Code_Aster est utilisé pour calculer la déformation de la vanne sous l'effet des variations de température. L'objectif de l'étude est de déterminer si ces déformations peuvent ou non donner lieu à une fuite au niveau d'un joint dans la partie supérieure de la vanne.

Ce cas fait intervenir de nombreuses grandeurs physiques différentes : vitesse, température et pression du fluide ; échanges thermiques à l'interface fluide/solide, et température et déformation dans la vanne. La compréhension de ce jeu de données demande donc l'utilisation de techniques de visualisation capables de rendre compte des interactions entre ces données. La visualisation conjointe des échanges thermiques et de la température dans le solide (fig. 1.2b) met en évidence les zones où le refroidissement de la vanne par l'eau est particulièrement important. L'affichage d'une isosurface de température dans le fluide, colorée en fonction de sa vitesse (fig. 1.2c), permet de comprendre le comportement du fluide de refroidissement : certains volumes, en particulier dans la partie inférieure à l'angle, ou à la sortie de la vanne, ont une vitesse faible et une température élevée. Il s'agit de zones où l'eau chaude initialement présente ne s'est pas encore mélangée à l'eau froide incidente, et il en résulte un refroidissement faible à ces points, comme en témoigne le champ de transferts thermiques, affiché sous forme d'isolignes. Le refroidissement se fait donc principalement par la zone latérale de la vanne, là où l'eau froide s'écoule plus rapidement. La visualisation d'une isosurface de température dans le fluide accompagnée de lignes de courant, sans représenter la vanne, (fig. 1.2d) permet de mieux comprendre le détail de l'écoulement de ce fluide, comprenant deux bras d'eau "torsadés", à l'origine du refroidissement de la vanne.

On constate donc que pour comprendre les phénomènes physiques mis en jeu dans un tel cas, ne serait-ce que partiellement (les données de mécanique du solide ne sont pas traités dans ces visualisations), il est nécessaire d'utiliser trois visualisations différentes, soigneusement choisies, mettant en jeu quatre techniques de visualisation (échelles de couleur, isolignes, isosurfaces et lignes de courant). Une variable graphique comme la couleur peut être utilisée pour représenter trois données différentes sur la même image, selon le domaine spatial considéré : sur la figure 1.2c, elle représente la température dans la vanne, la vitesse dans le fluide et les échanges thermiques à l'interface. Cette situation induit nécessairement des risques de confusion : un utilisateur non averti peut se méprendre sur le sens d'une couleur s'il ne l'interprète pas selon la bonne grandeur. En particulier, l'utilisation d'une couleur pour représenter une vitesse dans le fluide parmi des informations essentiellement thermiques est particulièrement peu intuitive, et concernant les échanges thermiques, le fait que la couleur rouge corresponde à des transferts de chaleur élevés et donc à un *refroidissement* important peut également être source de mauvaise compréhension.

Une telle représentation graphique peut donc paraître confuse et présenter des risques d'ambiguité, en particulier pour un utilisateur peu familier des données ou si peu d'informations complémentaires sont disponibles. Des explications détaillées sur les phénomènes physiques à l'oeuvre et les paramètres de la visualiastion dans chaque image permettent de lever ces ambiguités, mais la visualisation d'un tel cas reste un processus délicat, complexe et demandant des efforts cognitifs importants. Développer des visualisations plus simples, plus intuitives et plus agréables doit donc constituer une priorité importante de la recherche dans ce domaine.

2.2 De nouvelles façons de visualiser les données

Jusque dans les années 1990, les performances de l'informatique graphique étaient fortement limitées par les ressources matérielles dont elle devait faire usage. Les images générées étaient d'une résolution assez basse – limitée par les performances des écrans sinon par les capacités de rendu – et généralement statiques. Les visualisations animées, utilisées pour représenter l'évolution temporelle d'un système, étaient de simples animations précalculées (avec un temps de calcul parfois considérable) et rejouées par la suite.

Les moyens informatiques modernes ont bouleversé cette situation. La vitesse de calcul et les capacités mémoire des systèmes informatiques actuels, ainsi que le développement de matériel spécifique aux calculs de rendu graphique (des cartes graphiques grand public aux clusters de rendu précédemment évoqués), ont rendu possible l'affichage en temps réel d'images haute résolution générées par des algorithmes de rendu extrêmement complexes. Les outils de visualisation actuels permettent aux utilisateurs d'explorer de façon interactive le jeu de données en déplaçant le point de vue, en zoomant en avant vers un détail ou au contraire en arrière pour obtenir une vue d'ensemble, et en ayant un contrôle sur la façon dont les données sont représentées.

L'interactivité est devenue une caractéristique indispensable des systèmes de visualisation modernes. Cependant, l'avènement des grands volumes de données la rend à nouveau problématique dans certains cas. Les

systèmes de visualisation doivent non seulement être capables de traiter des jeu de données de l'ordre du teraoctet, mais le faire d'une façon qui permette d'afficher la scène de façon animée en temps réel : il s'agit de calculer des dizaines d'image par secondes. Un tel objectif est souvent irréalisable sans faire des compromis entre la vitesse et la qualité des images : souvent, on aura un rendu dégradé mais temps réel pendant que l'utilisateur interagit avec la scène visualisée, puis une image de qualité optimale calculée une fois la manipulation terminée.

Une autre caractéristique des systèmes informatiques modernes est d'être connectés à des réseaux et d'être de plus en plus utilisés comme outil de communication et de travail en groupe. Une question, autrefois accessoire, qui prend une ampleur croissante, est donc celle de la visualisation distante et collaborative. Cette problématique prend tout son sens quand on la met en relation avec le besoin d'interactivité : s'il est simple de partager une image ou une animation issue d'une visualisation non interactive, il n'en est pas de même lorsque l'on souhaite collaborer à travers un réseau informatique autour d'une visualisation en temps réel. Cette tâche nécessite le déploiement d'une architecture logicielle et matérielle capable de répondre de façon efficace aux besoins en visualisation de plusieurs utilisateurs en faisant usage au mieux des ressources de calcul et de la connectivité réseau des différents éléments.

2.3 Visualiser des données incertaines

Les données scientifiques, simulées comme mesurées, ne sont jamais exemptes d'erreurs, d'incertitudes et d'approximations. Les progrès des techniques de simulation numérique et de l'instrumentation nous permettent d'obtenir des données de plus fiables et plus précises, mais n'évacuent en aucun cas cet élément : au contraire, ces données de haute qualité sont destinées à des applications industrielles et scientifiques elles aussi de plus en plus exigentes en matière de précision et de fiabilité. On peut notamment penser aux études de sûreté industrielle, où toute erreur ou imprécision peut avoir des conséquences graves, et à la recherche en physique fondamentale, où l'obtention de résultats expérimentaux demande que l'ensemble du processus expérimental soit maîtrisé avec une précision inégalée. La problématique qui se pose alors est celle du contrôle et de la quantification des incertitudes, de façon à ce qu'elles puissent être prises en compte dans toutes les analyses et décisions réalisées à partir de ces données.

Cette problématique se retrouve donc en visualisation scientifique. Lorsque des données scientifiques sont visualisées, la visualisation utilisée doit également exprimer l'incertitude associée lorsqu'elle est connue. Cette tâche peut rapidement s'avérer complexe, l'incertitude étant une donnée très spécifique qui peut rapidement devenir difficile à comprendre et à représenter de façon adéquate. Nous aborderons plus en détail ce sujet, qui tient un rôle prépondérant dans cette thèse, au chapitre 2.

3 Pourquoi une approche perceptive ?

La perception visuelle humaine est le processus par lequel nous construisons une description et une représentation du monde qui nous entoure à partir de la lumière reçue par la rétine de nos yeux. Son étude concerne donc les propriétés optiques de l'oeil, les réactions biologiques à l'origine de la perception de la lumière, et les processus cognitifs responsables de l'intégration et du traitement de l'information visuelle. La perception ne pouvant se réduire à une simple réception passive de l'information, l'étude de la perception visuelle s'intéresse aussi aux aspects sensorimoteurs liés à la vision, comme le mouvement des yeux et de la tête, les interactions entre mouvement et perception, et la façon dont nous agissons dans et sur un environnement essentiellement décrit par des informations visuelles.

Il peut sembler naturel qu'un dialogue et une collaboration existent entre informatique graphique et perception visuelle : le résultat de l'informatique graphique – des images, présentées sur un écran ou autre système d'affichage – est le centre d'intérêt de la perception visuelle (fig. 1.3). Ces échanges sont toutefois assez récents, et ont une motivation double. D'une part, le nombre croissant de techniques de visualisation proposées par la communauté scientifique a fait naître un besoin d'évaluer et d'analyser ces techniques, ce pour quoi les méthodes expérimentales de la science de la perception visuelle peuvent être adaptées. D'autre part, l'augmentation de la complexité des données à visualiser demande d'utiliser des techniques de visualisation toujours plus élaborées et plus spécifiques, et souvent de combiner plusieurs méthodes pour analyser un jeu de donnés multiphysique ou complexe. Les connaissances issues de la perception visuelles peuvent constituer une mine d'information pour la conception et la mise en oeuvre de ces nouvelles méthodes.

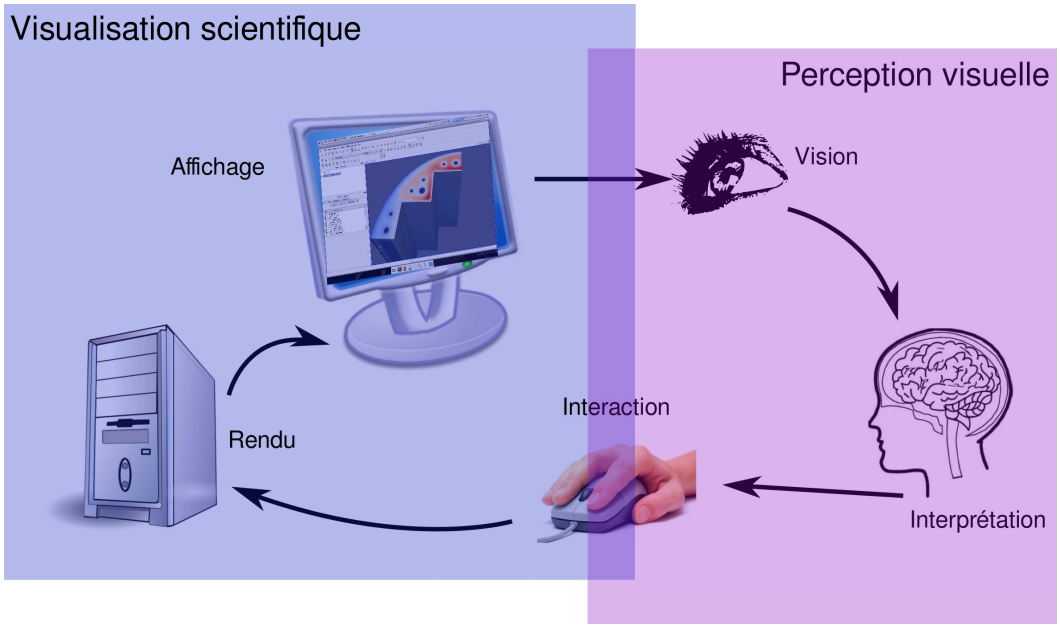


FIGURE 1.3: Schéma illustrant les interactions entre perception visuelle et visualisation scientifique. La visualisation scientifique interactive permet de générer des images destinées à être perçues et interprétées par le système visuel de l'utilisateur, qui lui-même pilote la visualisation de façon à confronter les images produites avec son interprétation du phénomène physique.

3.1 Evaluer les techniques de visualisation existantes

Au cours de son développement, la visualisation scientifique a principalement été considérée comme une branche de l'informatique graphique, discipline s'intéressant essentiellement au développement de nouveaux outils algorithmiques et logiciels pour la synthèse d'images. Le développement des nombreuses techniques de visualisation a donc été principalement guidé par les méthodes de l'informatique graphique, qui accordent une grande importance à l'excellence technique (optimisation des algorithmes, qualité logicielle et exploitation maximale du matériel existant) et à la qualité des images produites, évaluée en termes de photoréalisme, d'esthétique ou de niveau de détail (nombre de polygones, de pixels, d'objets, etc. affichés).

Or, le but de la visualisation n'est pas toujours de produire des images d'une grande qualité esthétique ou d'un niveau de détail élevé, mais de maximiser le contenu informationnel accessible par la représentation graphique [BCFW08]. Etant donné la complexité croissante des problématiques de visualisation (voir 2.1), il n'est pas toujours simple de déterminer si une technique donnée permet ou non d'atteindre cet objectif : la bonne visualisation d'un jeu de données dépend de la bonne interprétation par le système visuel humain d'une image potentiellement très élaborée et chargée et non de la qualité graphique de cette image. Il est donc utile de s'assurer de cette bonne interprétation des images avant d'utiliser toute technique de visualisation novatrice, ce qui n'est pas toujours le cas. Par exemple, Boucheny et confrères [BBD$^+$09] signale que parmi les 300 références d'un état de l'art sur le rendu volumique [KM04], aucune ne concerne l'évaluation des images obtenues. Les auteurs démontrent ensuite par une étude expérimentale que dans de nombreux cas, les algorithmes de rendu volumique ne permettent pas une compréhension adéquate de l'organisation spatiale en profondeur de la scène représentée.

Plus généralement, l'évaluation des techniques de visualisation est l'objet des études utilisateur, que l'on trouve de plus en plus souvent associées aux travaux exposant de nouvelles techniques, et qui ont pour principe de présenter un rendu à des utilisateurs dans une situation de visualisation réelle, ou du moins plausible, pour démontrer que ce rendu permet une bonne compréhension des données. La conception de ces études utilisateurs est toutefois délicate, et des travaux récents [TM05] ont montré que beaucoup d'entre elles donnaient des résultats fragmentaires, limités ou peu intéressants. Les erreurs les plus courantes consistent à comparer la visualisation à évaluer à une autre technique dont l'inefficacité est évidente (la conclusion de l'étude est alors prévisible), à surinterpréter le résultat d'une étude peu concluante, et à utiliser un protocole expérimental

inadapté qui introduit des biais rendant l'évaluation inefficace [ED06].

C'est pour éviter ces problèmes que les méthodes issues de l'étude de la perception visuelle peuvent s'avérer d'une grande utilité. En particulier, la psychophysique visuelle, qui a pour objet l'étude quantitative des liens entre un stimulus visuel et sa perception par un sujet, est une science expérimentale très riche, ayant développé depuis des décennies un ensemble de procédures et de protocoles expérimentaux destinés à explorer de façon rigoureuse et contrôlée de nombreux aspects de la perception visuelle humaine comme la détection de stimuli, l'attention, la perception de la profondeur ou la recherche visuelle. Chacun de ces sujets a fait l'objet de travaux approfondis, fondés sur des méthodes expérimentales éprouvées qui ont su éliminer la plupart des biais et des erreurs.

La principale difficulté de l'application des méthodes de la psychophysique à l'évaluation des visualisations tient aux objectifs différents des deux sciences : la psychophysique cherche à caractériser les différents phénomènes ayant lieu lors de la perception d'une image, et utilise donc surtout des stimuli simples présentés dans des conditions de laboratoire rigoureusement contrôlées, alors que la visualisation cherche à maximiser la quantité d'informations fournie par une image pour des applications diverses, ce qui conduit à des scènes beaucoup plus complexes affichées dans des contextes plus variés. C'est pourquoi d'une part les méthodes de la psychophysiques peuvent difficilement être appliquées directement de façon fructueuses aux images issues visualisations "réelles", et d'autre part les résultats issus des expériences de psychophysique pure donnent des informations importantes pour la compréhension du système visuel humain mais rarement exploitables directement pour l'analyse des images issues de visualisation.

Ce propos peut toutefois être nuancé suite à des progrès récents dans l'étude de la perception, qui comparent justement la perception des stimuli simples présentés dans des expériences de psychophysique et d'images complexes plus réalistes [AY12]. Les auteurs mettent en évidence des différences importantes dans le mode de traitement de l'information, qui renvoient à deux théories cognitives distinctes de la perception : la perception de stimuli simples présentés dans des conditions correspondant aux limites du système visuel humain fait intervenir essentiellement des processus – en grande partie préconscients – basés sur l'évaluation continue de la force du stimulus, alors que l'analyse d'images complexes présentées dans des conditions plus écologiques fait surtout appel à des états mentaux conscients et discrets. Ces recherches, qui cherchent à combler le fossé entre perception et connaissance, pourraient avoir des applications importantes à l'étude de la perception des images issues de visualisations scientifiques.

Tirer le meilleur des deux sciences et concevoir des évaluations perceptives ayant la rigueur de l'expérimentation psychophysique tout en donnant des résultats utiles pour la validation d'une technique de visualisation reste un exercice délicat, une collaboration entre des experts des deux domaines. Il s'agit cependant d'une approche de plus en plus reconnue, qui a déjà donné lieu à des ouvrages de synthèse [CW11].

3.2 Développer de nouvelles visualisations perceptivement adaptées

La recherche en perception visuelle peut également être d'une aide précieuse directement dans la conception de nouvelles techniques de visualisation. En effet, la généralisation des jeux de données complexes et multiphysiques (comme le cas "choc froid" présenté en 2.1) rend plus difficile le choix des techniques de visualisation à utiliser. Il existe généralement de nombreuses solutions efficaces pour représenter un champ de données unique sur un support spatial raisonnablement simple, mais ces techniques ne se combinent pas toujours harmonieusement quand il s'agit de visualiser conjointement plusieurs grandeurs physiques et une géométrie souvent complexe. Il est difficile, pour le concepteur de visualisation, d'anticiper quelles primitives graphiques peuvent être associées de façon efficace et quels choix risquent de mener à des visualisation rendues confuses par des éléments graphiques incompatibles.

Les connaissances issues de la recherche sur la perception visuelle permettent d'apporter des réponses à plusieurs des questions qui se posent lors de la création d'une telle visualisation. Par exemple, les travaux sur la recherche visuelle et l'organisation des premières étapes du traitement de l'information visuelle par le système nerveux central montrent que certaines variables visuelles, comme la couleur et la forme, sont pris en charge de façon parallèle par des voies distinctes et font l'objet de traitements indépendants. Cela indique au concepteur de visualisation qu'utiliser parallèlement ces deux canaux pour représenter deux grandeurs physiques différentes donnera une visualisation efficace où les deux variables se combinent sans gêner la perception l'une de l'autre. Ces principes de la perception visuelle et les enseignements qu'il est possible d'en tirer pour la visualisation ont fait l'objet d'une synthèse récente [War08].



(a) Figure réalisée par Anstis [Ans74] exprimant les variations de l'acuité visuelle avec l'excentricité rétinienne. Pour un spectateur fixant le centre de la figure, toutes les lettres doivent être également lisibles.



(b) Example d'affichage dépendant du regard. L'image est affichée à sa résolution maximale autour du point de fixation (en haut à droite) et à basse résolution dans les zones périphériques. (Adapté de [LW07]

FIGURE 1.4: La baisse de l'acuité visuelle avec l'excentricité rétinienne (fig. 1.4a) permet, lors du rendu graphique, de n'afficher une image haute résolution qu'autour du point de fixation (fig 1.4b), sans perte apparente de qualité. Un système oculométrique doit être utilisé pour suivre la direction du regard de l'utilisateur et adapter en temps réel le rendu à la position du point de fixation.

De façon plus systématique, les connaissances issues de la perception visuelle peuvent également permettre de constituer des taxonomies des techniques de visualisation ou des primitives visuelles utilisables, organisées selon des critères perceptifs. C'est par exemple la démarche de Bertin [Ber83], qui distingue plusieurs variables visuelles fondamentales (la position, la taille, la valeur, le grain, la couleur, l'orientation et la forme) et les classe selon des critères perceptifs et cognitifs : la sélectivité (capacité à diriger l'attention de façon à faire ressortir de façon immédiate certains éléments), l'associativité (capacité à ignorer la variable pour se concentrer sur d'autres canaux graphiques), la longueur (nombre de valeurs différentes discernables), l'existence d'un ordre implicite entre les différentes valeurs, et la possibilité d'effectuer facilement des comparaisons quantitatives. Des démarches similaires ont également été adoptées dans d'autres travaux [CCKT83, War04].

Enfin, une autre contribution de la perception visuelle consiste à exploiter les limites du système visuel humain. Ces limites sont l'objet de nombreux travaux de recherche en perception visuelle, qui caractérisent les valeurs de contraste et de résolution spatiale et temporelle au-delà desquelles le système visuel humain n'est pas capable d'interpréter l'information graphique. (Le cas particulier de la détection d'une classe particulière de stimuli visuels, les motifs de contraste de luminance, sera traitée de façon approfondie en partie II.) La connaissance de ces valeurs peut être utilisée de façon à limiter le rendu aux seuls éléments graphiques susceptible d'être perçus. Cette approche permet de réduire le coût computationnel souvent élevé de la visualisation. Un exemple simple est constitué par les affichages dépendant du regard (*gaze-contingent display* [LM00]). Ces visualisations exploitent le fait que suite à la répartition inégale des photorécepteurs sur la rétine, la résolution spatiale de la vision est significativement plus élevée à proximité du point de fixation du regard qu'à la périphérie [Ans74]. Il est ainsi possible d'utiliser des techniques d'oculométrie pour suivre la direction du regard d'un sujet observant une image, en déduire le point de fixation, et adapter localement de façon dynamique la qualité du rendu graphique d'une zone de l'image à la distance à ce point (fig. 1.4).

Ce type de rendu présente plusieurs limitations : il nécessite l'utilisation d'un système oculométrique souvent coûteux et d'un usage peu confortable, il ne peut être employé quand l'image est visualisée simultanément par plusieurs personnes, et il demande une mise à jour extrêmement rapide de l'image lors des mouvements oculaires (6 à 60 millisecondes selon le type de rendu [LW07]). De plus, son utilisation pour le rendu 3D avec des maillages multi-résolution pose des problèmes techniques et perceptifs spécifiques [MD01].

4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons dressé un tableau des principales problématiques actuellement présentes dans la recherche en visualisation scientifique, et montré comment la collaboration avec les travaux en perception visuelle peut être une voie efficace pour répondre à plusieurs d'entre elles.

Dans la suite de cette thèse, nous allons nous concentrer sur une de ces problématiques, la visualisation de données incertaines, et après avoir rappelé les travaux déjà effectués dans ce domaine, nous montrerons comment une approche perceptive peut être employée pour concevoir et évaluer une nouvelle technique de visualisation pour les données scalaires incertaines.

CHAPITRE 2

Visualisation de données incertaines

Les données scientifiques contiennent toujours de l'incertitude. Qu'elles proviennent de mesures physiques ou de simulations numériques, les informations recueillies sur les phénomènes physiques à l'oeuvre dans des cas industriels ou scientifiques sont toujours d'une qualité limitée. Ces limitations et cette incertitude influent directement sur la capacité de l'ingénieur ou du chercheur à comprendre les phénomènes physiques à l'oeuvre, et sur la fiabilité des interprétations et des modèles théoriques proposés.

La visualisation scientifique a pour but d'aider ses utilisateurs à comprendre des jeux de données scientifiques par une exploration visuelle. Elle propose une interprétation graphique des données collectées qui permet un dépouillement plus aisé et une interprétation plus intuitive des jeux de données. Il est nécessaire, pour réaliser cet objectif en toute rigueur, de proposer une visualisation qui représente le plus fidèlement possible les données à disposition, sans omettre d'information mais aussi et surtout sans ajouter d'artefacts ou de déformations trompeuses susceptibles de mener l'utilisateur à des conclusions erronées ou infondées [Tuf01].

Dans cette optique, la prise en compte de l'incertitude lors de la visualisation apparaît comme une nécessité. Dans ce chapitre, nous soulignons les défis posés par la visualisation d'incertitude et examinons les différentes approches et solutions proposées pour cet objectif.

1 Qu'est-ce que visualiser l'incertitude ?

Le thème de la prise en compte de l'incertitude en visualisation a été abordé dans plusieurs travaux dès les années 1990 [WPL95, PWL97], mais les recherches sur le sujet, bien que fécondes, ont rencontré plusieurs obstacles théoriques et techniques. Les conséquences en sont que l'importance théorique de l'incertitude est comprise et que de nombreuses techniques de visualisation de données incertaines – que nous détaillerons plus loin dans ce chapitre – ont été proposées, mais que leur emploi reste marginal dans les applications scientifiques et industrielles de la visualisation [BD09]. Nous allons donc décrire ces obstacles et étudier les pistes pour les surmonter.

1.1 Une notion mal définie

Dans le cadre de données scientifiques, le terme d'*incertitude* ne renvoie pas à un concept précis ou à une grandeur bien définie qui peut être mesurée ou calculée de façon systématique, mais à l'idée générale d'un manque de qualité des données qui a un impact négatif sur la compréhension des phénomènes qu'elles

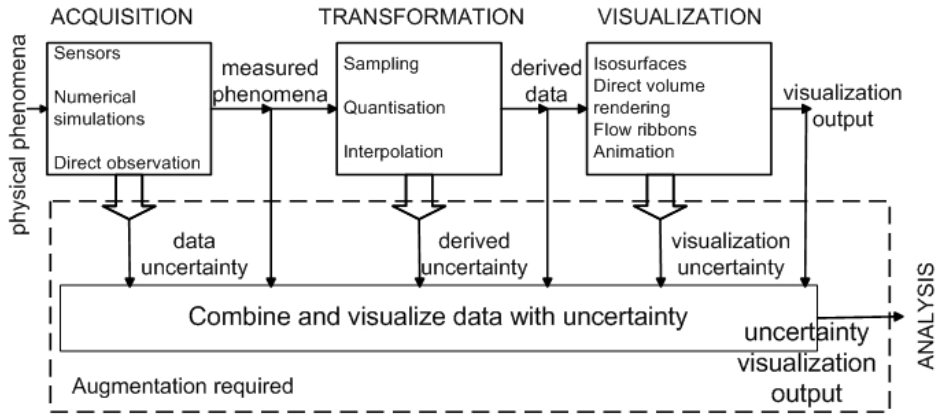


FIGURE 2.1: Sources potentielles d'incertitude au cours du processus de visualisation. L'incertitude peut être présente dans les données brutes, être introduite lors de la mise en forme et du traitement des données, ou être liée directement aux post-traitements et aux techniques de visualisation utilisées. Adapté de [Riv07]

décrivent. Un jeu de données scientifiques est un ensemble limité d'informations sur le comportement d'un système physique réel ou simulé : toute information qui n'est pas connue mais dont la connaissance permettrait une meilleure compréhension du système peut être considéré comme incertitude. Visualiser l'incertitude revient donc à exprimer graphiquement les limites de notre connaissance des données physiques.

Ces limites peuvent être multiples et diverses, et c'est ainsi que le mot "incertitude" peut renvoyer à des notions aussi diverses que la dispersion d'un ensemble de mesures d'une grandeur scalaire (évaluée par une statistique comme l'écart-type), la précision de mesure d'un capteur, la connaissance approximative de la position d'un objet physique, ou encore l'absence d'informations suffisantes sur certains phénomènes suite à un échantillonage inadapté ou trop grossier du somaine spatio-temporel.

Dans le cadre de la visualisation, ces natures d'incertitude demandent des traitements graphiques spécifiques et ne peuvent être considérées comme un problème général : l'incertitude comme sa représentation sont intimement liées au jeu de données considéré et au but de sa visualisation [SLSR08, SZB+09].

Plusieurs travaux abordent ce problème en proposant des taxonomies des différents types d'incertitude. Pang [PWL97] distingue trois catégories d'incertitude : l'*incertitude statistique*, qui correspond à un indicateur de dispersion appliqué à un échantillon ou une distribution de probabilités ; l'*erreur*, qui décrit l'écart entre une mesure et la valeur réelle de la grandeur physique mesurée, et l'*intervalle*, qui correspond à la simple connaissance de bornes supérieure et inférieure entre lesquelles on sait que la valeur étudiée se trouve.

Gershon [Ger98] s'intéresse au concept plus général de connaissance imparfaite de l'information, ce qui fait intervenir l'incertitude sur les données mais également d'autres notions liées aux données comme l'intégrité (les données peuvent-elles être corrompues ?), la complétude (les données sont elles en quantité suffisante pour décrire de façon adéquate le phénomène ou le système étudié ?) et la cohérence (le jeu de données contient-il des éléments contradictoires ?). Sa taxonomie introduit aussi la notion d'incertitude induite par les post-traitements ou par l'utilisateur : la compréhension imparfaite des données peut être due à l'utilisation d'une présentation inappropriée, à de mauvaises pratiques de visualisation, ou bien à un manque d'expertise de l'utilisateur ou une trop grande complexité de l'information.

1.2 Plusieurs sources d'incertitude

Une autre classification peut être proposée en fonction de l'origine de l'incertitude [WPL95, PWL97, Riv07] : l'incertitude peut être directement présente dans les données brutes – par exemple lorsqu'il s'agit d'une erreur de mesure – mais elle peut également apparaître dans les phases de prétraitement des données ou lors de la visualisation (fig. 2.1).

En effet, les données scientifiques obtenues par les mesures ou les simulations numériques sont souvent sous une forme inadaptée à leur exploitation et leur visualisation. Elles doivent donc faire l'objet d'opérations de conversion, d'échantillonage ou d'interpolation, qui les rendent plus facile à manipuler et à comprendre

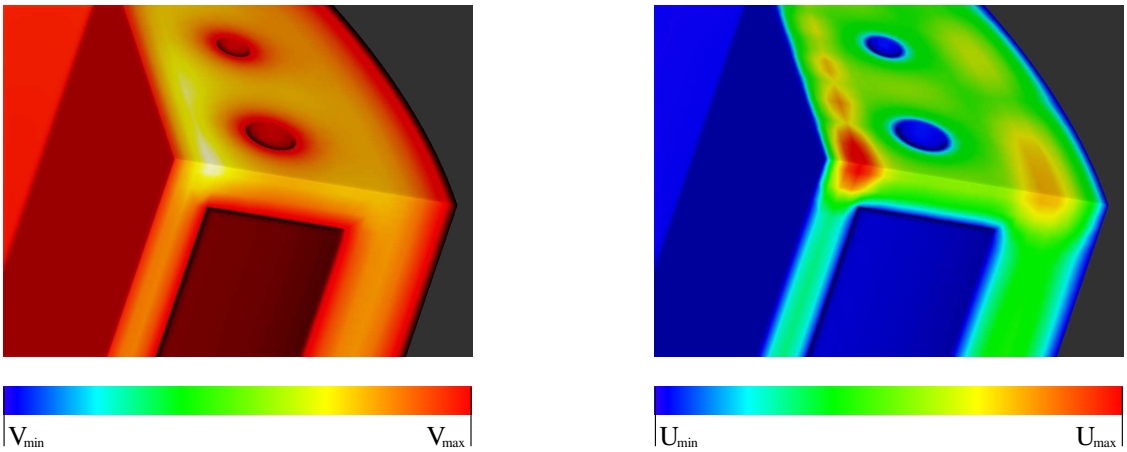


FIGURE 2.2: Exemple de visualisation des deux champs – données et incertitude – côte à côte sur des données EDF R&D décrivant un champ de température simulé sur un solide. La lecture individuelle de chaque champ en utilisant l'échelle de couleur est aisée, mais l'intégration spatiale fine des deux informations est problématique.

mais peut dégrader leur qualité intrinsèque. L'incertitude peut également être introduite par les techniques de visualisation elles-mêmes : la visualisation de champs vectoriels par lignes de courant, par exemple, introduit une incertitude propre, la trajectoire exacte de ces lignes dépendant de l'algorithme d'intégration utilisé pour les calculer et de ses paramètres [DH96]. Des problèmes similaires sont posés par des techniques comme le rendu volumique direct – qui dépend entièrement de la fonction de transfert utilisée – ou l'interpolation de surfaces entre des points [LSPW96].

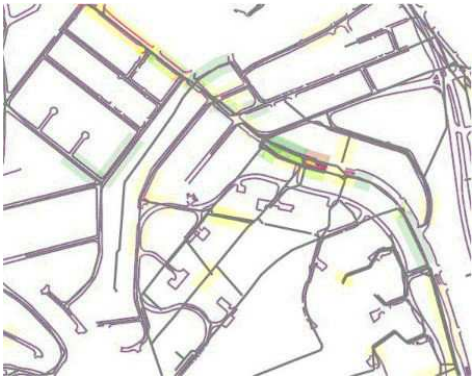
1.3 Comment prendre en compte l'incertitude

Il serait tentant de considérer l'incertitude comme une simple donnée supplémentaire qui peut être visualisée en utilisant des techniques éprouvées, déjà utilisées pour d'autres informations, mais cette approche est fortement limitée. L'information d'incertitude porte sur une autre donnée, et n'a généralement d'intérêt que comme information complémentaire pour mieux interpréter cette autre donnée.

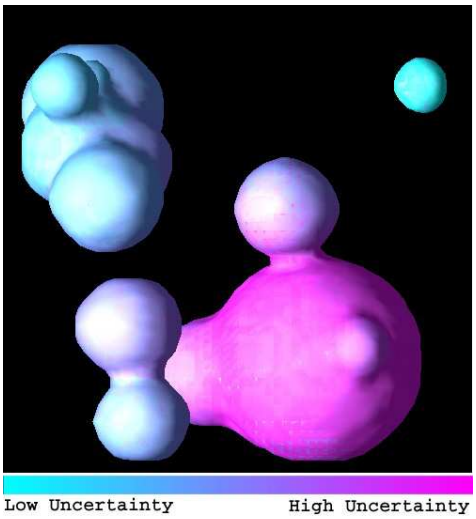
Visualiser l'incertitude indépendemment de l'information sur laquelle elle porte ne peut donc être que d'un intérêt limité [WPL95, BD09] : on pourrait comparer cette approche à la visualisation d'un champ vectoriel en traitant la norme et la direction du vecteur comme deux scalaires séparés et indépendants. Etant donné que l'utilisateur devra interpréter indépendemment deux variables visuelles sans lien et fusionner l'information pour obtenir une information complète, la visualisation ne peut être que peu pratique.

En particulier, il est particulièrement peu efficace de représenter l'incertitude sous la forme d'une image séparée, affichée à côté de l'image représentant les données de base (fig. 2.2). En effet, une telle visualisation demande à l'utilisateur de regarder alternativement l'une et l'autre image, en modifiant la position de son regard par des saccades oculaires, pour avoir une compréhension complète des données incertaines. Or, les mouvements oculaires saccadiques ne permettent pas une intégration efficace de l'information spatiale [OLS83, Irw91]. Cette approche permet à l'utilisateur d'évaluer précisément le niveau d'incertitude ou la valeur de la donneé en un point précis, mais pas de mettre en relation de façon précise les strutures spatiales présentes dans le champ de valeur et le champ d'incertitude.

Une approche alternative et plus efficace est d'intégrer la prise en compte de l'incertitude dans la visualisation de la donnée primaire, c'est à dire d'altérer directement les variables visuelles et les primitives graphiques utilisées pour la représenter de façon à ce qu'elles portent une information d'incertitude. Ce principe de "visualisation véridique" (*verity visualization*, [WPL95, PWL97]) permet une compréhension plus intuitive de l'incertitude, qui peut immédiatement être prise en compte dans le raisonnement.



(a) Position d'objets souterrains sur une carte. [BD09]



(b) Données d'imagerie médicale sur la forme et la position de tumeurs [GR02]

FIGURE 2.3: Visualisation directe d'incertitude positionnelle en utilisant une échelle de couleur. Dans le cas bidimensionnel montrant la position d'éléments géographiques sur une carte (fig. 2.3a), un code couleur discret (vert : incertitude faible ; orange : incertitude modérée ; rouge : incertitude élevée) est utilisé. Dans le cas tridimensionnel, la visualisation montre la position de tumeurs dans un jeu de données médicales, et l'incertitude sur la position des surface est montrée par une échelle de couleur continue.

2 Les techniques de visualisation de données incertaines

De nombreuses méthodes de visualisation de données incertaines cherchant à tirer parti du caractère particulier de cette information ont été proposées. Pour les présenter dans le cadre de cette thèse orientée vers la perception visuelle, nous suivrons la taxonomie élaborée par Griethe et Schumann [GS06], qui se concentre sur les variables graphiques utilisées. D'autres critères de classification peuvent être employés, par exemple la dimension du domaine spatial et des données visualisées [PRJ11], ou le domaine scientifique concerné par les applications [Via10, pour un état de l'art].

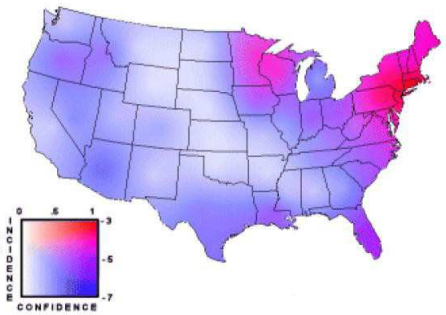
2.1 Utilisation de variables graphiques libres

L'utilisation de variables graphiques libres consiste en la représentation de l'incertitude en exploitant des propriétés graphiques qui ne sont pas utilisées pour visualiser les données de base. Cette approche invite donc à traiter l'incertitude comme une simple donnée supplémentaire à visualiser. Son avantage consiste en la possibilité d'utiliser des techniques de visualisation existantes, déjà éprouvées et familières aux utilisateurs, pour représenter l'incertitude. En revanche, elle n'introduit a priori aucun couplage visuel entre la donnée de base et l'incertitude sur cette donnée, ce qui peut rendre la compréhension de l'incertitude moins immédiate et donc limiter son intérêt pour la visualisation [WPL95].

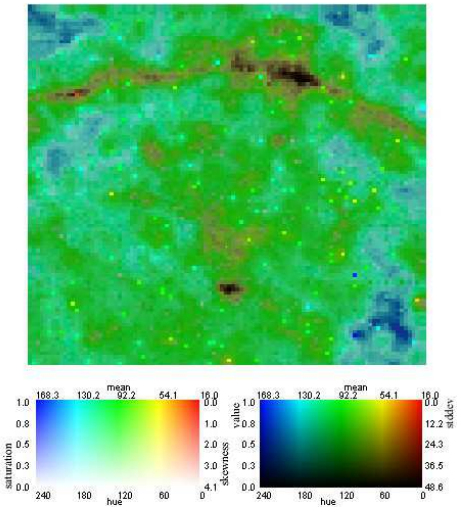
La couleur

De nombreuses visualisations utilisent la couleur pour représenter une donnée scalaire, par le moyen d'échelles de couleur. Cette technique est si courante qu'il est rare que la couleur soit une variable graphique libre utilisable pour représenter l'incertitude ; c'est cependant le cas lorsque la donnée représentée est d'ordre géométrique ou géographique, et que l'incertitude porte sur la localisation ou la forme des structures (fig. 2.3). C'est le cas par exemple en 2D pour des systèmes d'information géographique indiquant la position de divers éléments sur une carte [BD09], ou en 3D pour certains cas de visualisation médicale [GR02].

L'inconvénient de ces visualisations est l'emploi de deux primitives totalement indépendantes pour représenter la donnée (une position) et l'incertitude (une couleur). De plus, l'utilisation d'échelles de couleur monodimensionnelles n'est adaptée qu'à la représentation d'informations scalaires. Une telle visualisation ne



(a) Données épidémiologiques sur l'incidence d'une maladie [Riv07].



(b) Données sur la salinité des océans [LKP03]. L'écart-type correspond à la luminance et la saturation au coefficient de dissymétrie de la distribution.

FIGURE 2.4: Visualisation d'incertitude en utilisant des échelles de couleur bidimensionnelle (2.4a) et tridimensionnelle (2.4b) dérivées de l'espace HSV. Dans le premier cas, la saturation est associée à une valeur d'incertitude de façon à ce que les couleurs soient d'autant plus vives que l'information est certaine. Dans le second, le jeu de données est un échantillon décrivant une distribution de probabilités, et les trois paramètres de l'espace HSV sont associés aux moments statistiques.

peut donc porter qu'une information quantitative d'ordre général sur l'incertitude (fig. 2.3b), et ne peut rendre complètement compte d'une donnée portant sur une position, par nature de même dimension que l'espace du jeu de données.

L'utilisation de codes couleur discrets (fig. 2.3a) évoque toutefois de façon assez intuitive la notion de qualité et de validité des données et donne une information rudimentaire mais aisée à comprendre sur l'incertitude.

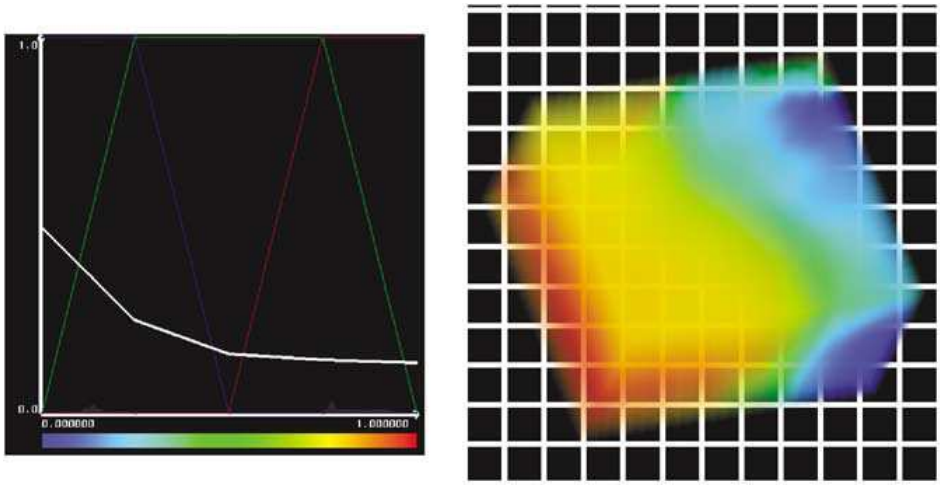
Lorsque l'incertitude porte sur une donnée elle-même scalaire et représentée par une échelle de couleur, une stratégie consiste à utiliser des échelles de couleur bidimensionnelles ou tridimensionnelles. L'application la plus immédiate de cette idée consiste à exploiter les dimensions de l'espace de couleur HSV.

Cet espace de couleur, couramment utilisé en infographie, décrit une couleur par sa teinte (*hue*), sa saturation et sa luminance (*value*) [Sto03]. Plusieurs travaux [Riv07, LKP03] proposent ainsi de représenter la donnée de base grâce à la teinte – ce qui génère une échelle de couleur "arc-en-ciel" classique variant par exemple du bleu au rouge – et de coder l'incertitude grâce à la luminance ou la saturation.

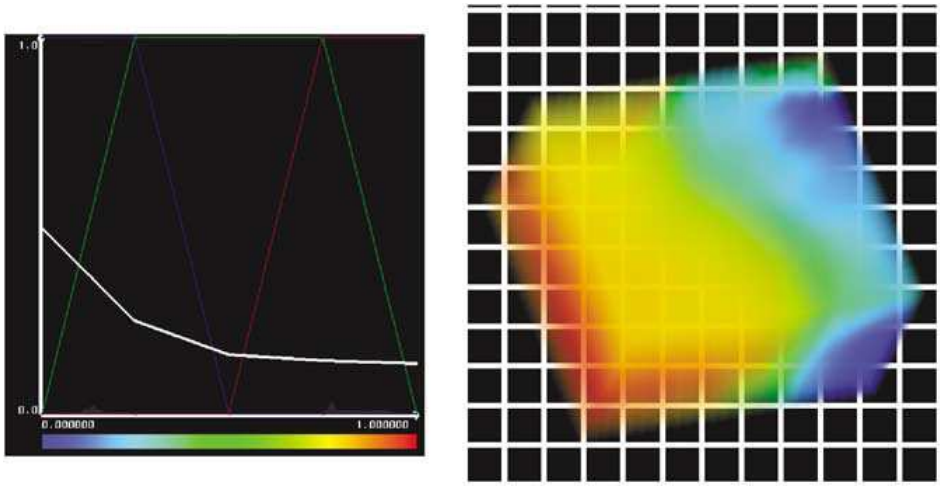
La représentation de l'incertitude par ces attributs graphiques est simple et d'une compréhension assez intuitive pour l'utilisateur. En revanche, l'information de teinte – et donc la valeur de la donnée visualisée – devient difficile à percevoir lorsque la saturation ou la luminance devient faible. Cette technique de visualisation perturbe donc la présentation de la donnée de base. De plus, des études utilisateur [SG92] ont montré que la saturation et la luminance ne pouvaient pas être utilisées conjointement pour représenter deux données distinctes, les utilisateurs n'étant pas capable de les découpler lors de la visualisation.

Dans le cas de visualisations tridimensionnelles utilisant le rendu volumique, un autre attribut exploitable est l'opacité [DKLP02] : il est ainsi possible de rendre les voxels d'autant plus opaques que l'information associée est certaine (fig. 2.5a). A l'instar des visualisations bidimensionnelles utilisant la saturation ou la luminance, cette technique donne des images d'une compréhension aisée, mais où la perception de la valeur est entravée dans les zones fortement incertaines. On peut également choisir, au contraire, d'augmenter délibérément l'opacité des zones de haute incertitude (fig. 2.5b). Cela permet de mettre ces zones en valeur, mais peut véhiculer un message trompeur sur la qualité de l'information dans la scène.

Il est également possible de s'affranchir de l'espace HSV et d'utiliser une échelle de couleur bidimensionnelle quelconque où la valeur et l'incertitude sont les coordonnées (fig. 2.6a). En rendu volumique, cela peut être combiné à l'utilisation de l'opacité (fig. 2.6b). Si l'échelle de couleur est bien choisie, les images qui



(a) Opacité décroissante avec l'incertitude



(b) Opacité croissante avec l'incertitude à partir d'un seuil

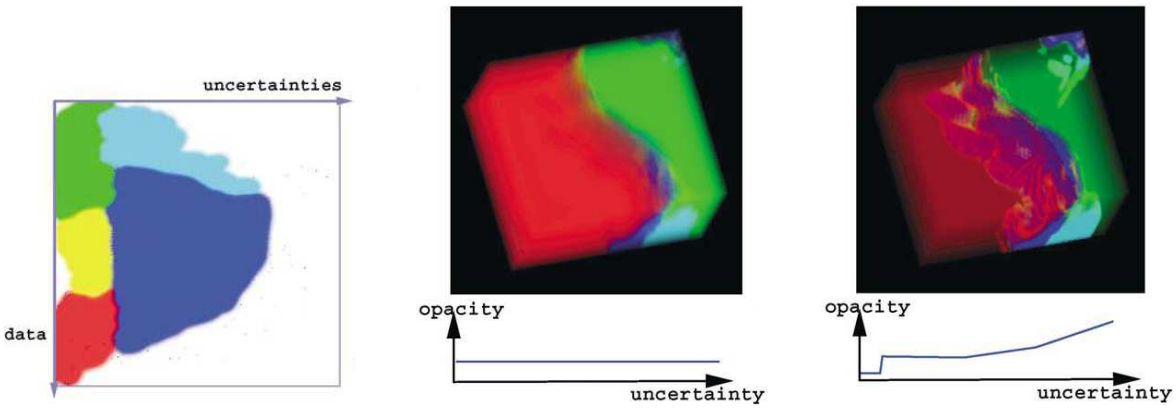
FIGURE 2.5: Données tridimensionnelles sur la salinité des océans visualisées par rendu volumique direct (DVR). L'opacité est soit décroissante avec l'incertitude (2.5a), soit constante, puis croissante à partir d'un seuil (2.5b). Reproduit de [DKLP02].

en résultent expriment bien la valeur et l'incertitude de façon exhaustive, mais sont difficile d'interprétation. Cette difficulté provient du manque de familiarité des utilisateurs avec de telles échelles de couleur, et plus spécifiquement de l'absence d'un ordre implicite [Ber83] entre les valeurs d'un espace multidimensionnel.

Enfin, dans le cas où les données incertaines sont décrites par une distribution de probabilité ou un échantillon statistique, il est possible d'effectuer des prétraitements plus ou moins élaborés pour calculer un jeu de données dérivé que l'on peut représenter de façon classique en utilisant des couleurs ou des échelles de couleur. C'est le cas par exemple de méthodes de partitionnement des données (*clustering* ; fig. 2.7a) ou du calcul de statistiques élaborées sur la distribution, comme la modalité (fig. 2.7b).

Floutage

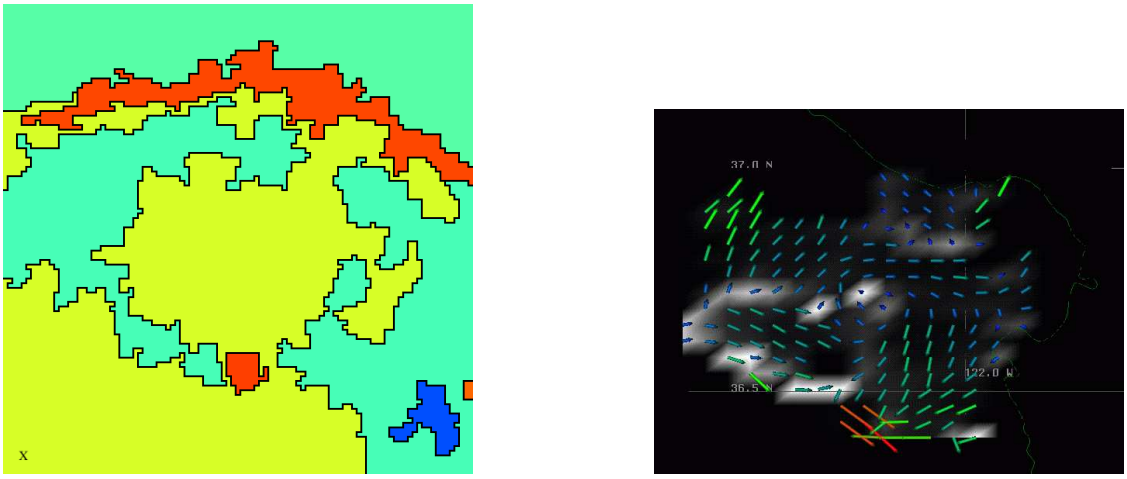
L'idée d'utiliser le flou pour représenter le concept d'incertitude est extrêmement intuitive, Sa principale lacune est de masquer les données : par nature, les opérateurs de floutage effectuent un filtrage qui élimine certains éléments de la structure fine de l'image. Cette technique est néanmoins envisageable pour représenter une incertitude positionnelle sur un jeu de données de complexité modérée (fig. 2.8a) ou lorsque la donnée elle-même est une probabilité (fig. 2.8b).



(a) Visualisation par rendu volumique ; opacité constante.

(b) Visualisation par rendu volumique ; opacité croissante avec l'incertitude.

FIGURE 2.6: Visualisation d'incertitude de données sur la salinité des océans en utilisant des échelles de couleur bidimensionnelles. Reproduit de [DKLP02].



(a) Données de salinité des océans après regroupement des distributions proches [BKS04].

(b) Données LIDAR sur la canopée d'une forêt : affichage de la modalité [KKL+05].

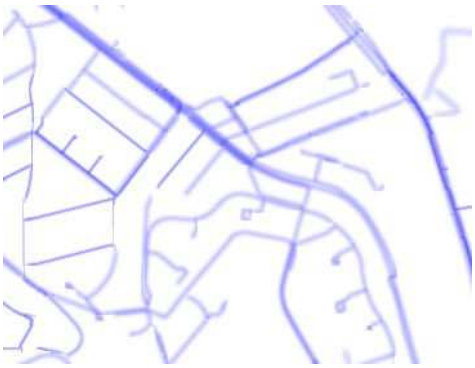
FIGURE 2.7: Données scalaires incertaines bidimensionnelles affichées grâce à des échelles de couleur discrètes après un prétraitement. Dans la figure 2.7a, les pixels sont regroupés par distributions similaires en utilisant une métrique spécifique. Dans la figure 2.7b, un algorithme de *bump hunting* extrait la modalité de la distribution avant affichage.

Texture et bruit

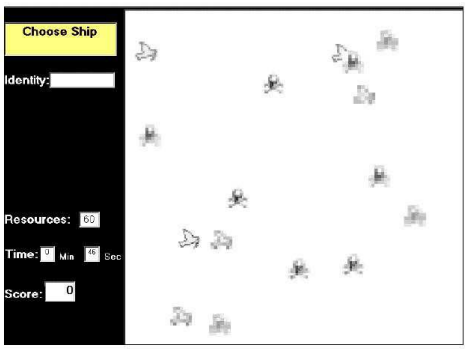
Contrairement à la couleur, la texture est une propriété graphique assez peu utilisée en visualisation scientifique. Elle consiste à ajouter des motifs géométriques, répétitifs ou procéduraux lors du rendu des objets visualisés. Lorsque cette technique est bien utilisée, la présence de la texture ne perturbe que peu ou pas la perception des autres propriétés graphiques comme la couleur ou la forme, et permet d'exploiter une variable graphique supplémentaire pour représenter par exemple l'incertitude. Un autre atout de cette méthode est que, bien utilisée, elle n'ajoute pas d'éléments superflus à la visualisation, ce qui est d'après Tufte un critère de bonne visualisation (minimisation du "rapport données/encre" ; voir [Tuf01]). En effet, la texture n'est visible qu'aux points présentant de l'incertitude et n'apparaît pas dans les autres zones.

L'utilisation de textures géométriques simples (voir [BKS04] et fig. 2.9) peut ainsi suffire pour ajouter une information d'incertitude à une donnée codée par une échelle de couleur. Toutefois, l'association de l'incertitude à des motifs géométriques comme les bandes n'est pas immédiate.

Une autre piste explorée est donc celle du bruit visuel. Tout comme le flou, le bruit renvoie intuitivement à l'idée d'incertitude. Plusieurs travaux proposent donc d'utiliser une texture de bruit pour transmettre une



(a) Flou représentant l'incertitude sur la position d'objets sur une carte [BD09].



(b) Utilisation du flou sur des glyphes dans une expérience de prise de décision sous incertitude [Riv07].

FIGURE 2.8: Visualisation d'incertitude par des effets de floutage. Dans la figure 2.8a, l'incertitude porte sur la position d'éléments graphiques. Dans la figure 2.8b, la donnée visualisée, la probabilité qu'une cible soit amicale ou hostile, est par essence incertaine.

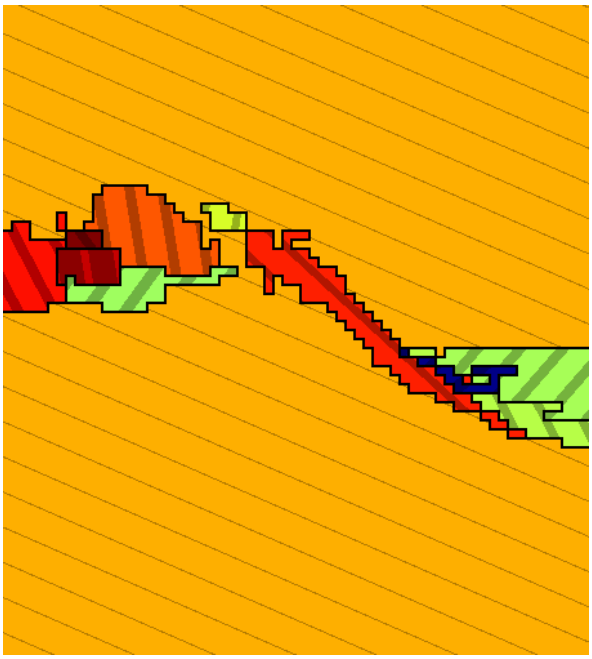
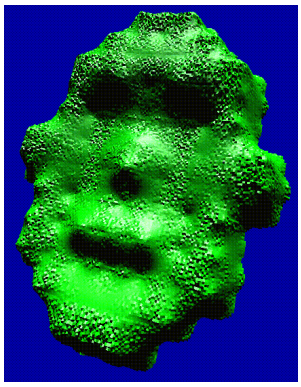
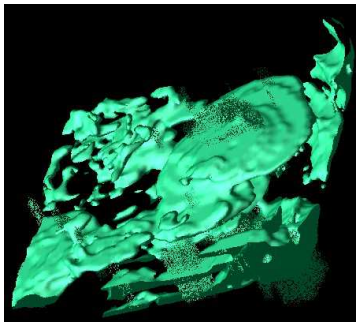


FIGURE 2.9: Visualisation de données sur la salinité des océans exprimées sous forme de distributions de probabilités. Les distributions proches sont regroupées et les *clusters* colorés de manière analogue à la figure 2.7a, puis une texture de rayures est appliquée. L'écart-type de la distribution est représentée par l'épaisseur de la rayure et le coefficient d'asymétrie par leur orientation. On remarque que dans le cas de données certaines (écart-type nul), la texture n'est pas visible. Adapté de [BKS04].

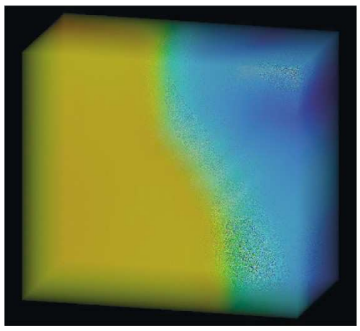
information d'incertitude (fig. 2.10), qui est utilisée soit pour déformer un objet [WPL95, GR02] de façon à représenter une incertitude positionnelle, soit comme texture pour compléter un rendu à base de couleur, par exemple en rendu volumique [DKLP02]. Cette technique donne une visualisation intuitive et claire et est très efficace pour des jeux de données d'une structure assez simple (fig. 2.10a,2.10c). Pour des jeux de données plus complexes présentant de nombreux détails, le bruit peut en revanche soit masquer les détails fins, soit au contraire demeurer peu perceptible parmi les éléments visualisés (fig. 2.10b).



(a) Déformation d'une surface selon un bruit proportionnellement à l'incertitude [WPL95]

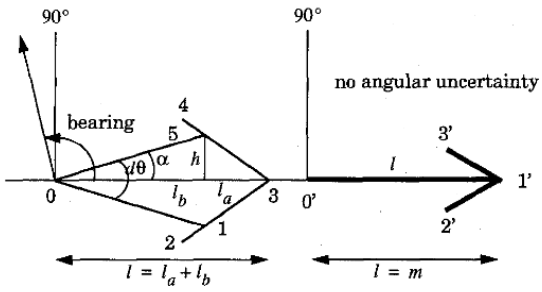


(b) Déplacement aléatoire de pixels dans un rendu à base de points [GR02]

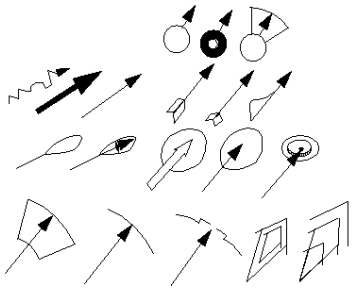


(c) Visualisation par rendu volumique avec ajout d'un bruit sur les zones incertaines [DKLP02]

FIGURE 2.10: Visualisations de l'incertitude basées sur le bruit. Dans la figure 2.10a, la surface est déformée par un bruit proportionnellement à l'incertitude sur sa position. En figure 2.10b, une technique analogue est appliquée à un rendu à base de points. Dans la figure 2.10c, l'image calculée par rendu volumique direct est modifiée de façon aléatoire : chaque pixel peut être remplacé par un pixel de couleur aléatoire avec une probabilité proportionnelle à l'incertitude.



(a) Glyphes d'incertitudes utilisés par Wittenbrink [WPL96].



(b) Autres propositions envisagées pour représenter l'incertitude par des glyphes.

FIGURE 2.11: Glyphes proposés par Wittenbrink et collègues [WPL96] pour la représentation de données vectorielles incertaines. Après avoir exploré plusieurs possibilités (fig. 2.11b), les auteurs utilisent des flèches épaisses qui rendent simple la prise en compte de l'incertitude angulaire, tandis que l'incertitude sur la norme est affichée par l'ajout de deux chevrons (fig. 2.11a).

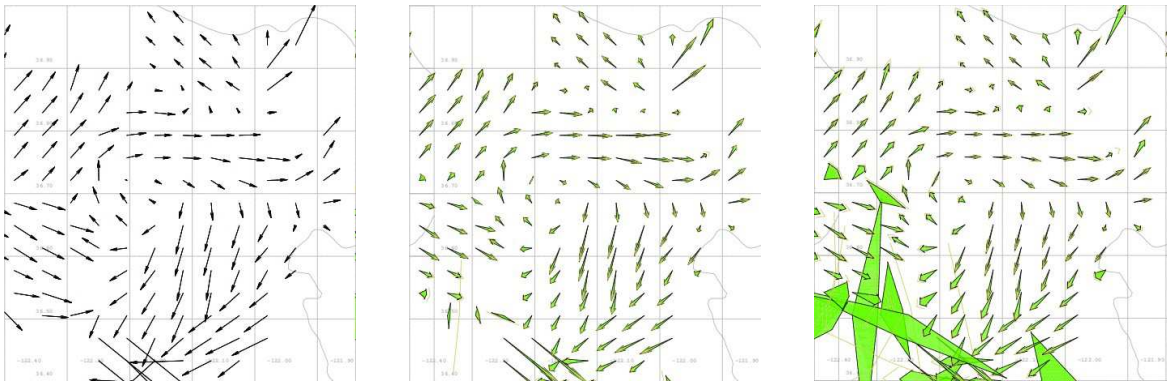
2.2 Enrichissement d'objets existants

De nombreuses techniques de visualisation utilisent des objets qui sont ajoutés à la visualisation pour communiquer une donnée. C'est le cas par exemple des isosurfaces (ou isolignes) dans un champ scalaire, ainsi que des glyphes (flèches, segments) ou lignes de courant utilisés pour visualiser des champs vectoriels. Ces objets peuvent souvent être modifiés ou enrichis pour porter de façon supplémentaire une information d'incertitude.

Glyphes d'incertitude

Une des techniques les plus courantes pour représenter des données de nature vectorielle est l'affichage de glyphes, généralement en forme de flèches, représentant la valeur du champ de vecteurs à des points alignés selon une grille régulière. Dans le cas de champs vectoriels incertains, il est possible de modifier ces glyphes [WPL96, PWL97] de façon à prendre en compte l'incertitude. Ces recherches montrent qu'il est possible de conserver la forme générale du glyphe (une flèche) et sa simplicité de lecture tout en intégrant une donnée supplémentaire sur l'incertitude en angle et en norme (fig. 2.11).

Ces glyphes représentent de façon intuitive l'angle et l'incertitude angulaire, et intègrent une informa-



(a) Visualisation classique par glyphes sans incertitude (flèches)

(b) Visualisation par glyphes avec incertitude : magnitude sur l'aire

(c) Visualisation par glyphes avec incertitude : magnitude sur la longueur

FIGURE 2.12: Application des glyphes d'incertitude exposés en fig. 2.11a à la visualisation de données vectorielles incertaines sur des courants marins. Les flèches de la visualisation classique (fig. 2.12a) peuvent être remplacées par de tels glyphes, en codant la norme du vecteur soit par l'aire (fig. 2.12b) soit par la longueur (fig. 2.12c). Adapté de [WPL96].

tion sur l'incertitude en magnitude. Pour représenter la magnitude elle-même, deux possibilités s'offrent : soit utiliser la longueur, à l'instar des flèches de vecteurs classiques, soit utiliser l'aire du glyphe (fig. 2.12). La longueur est plus simple à comparer et plus en accord avec les visualisations classiques (non incertaines), mais l'aire est perçue plus intuitivement et de façon prioritaire sur la longueur [Tuf01].

Lignes de courant

Un autre mode de représentation fréquemment utilisé pour des données vectorielles est le tracé de lignes de courant. Le principe de cette technique, très courante en mécanique des fluides, est de calculer la trajectoire d'une ou plusieurs particules virtuelles, dont les positions initiales sont choisies par l'utilisateur, et auxquelles on attribue une vitesse donnée par le champ vetoriel à visualiser. On obtient donc des lignes représentant la forme du champ vectoriel dans le domaine spatial étudié.

L'extension de cette technique à la visualisation de champs vectoriels incertains n'est pas immédiate. Contrairement aux glyphes qui sont une représentation directe du champ de vecteurs à des points déterminés, une ligne de courant est le résultat d'un prétraitement des données. L'information d'incertitude doit donc être intégrée à ce prétraitement avant toute visualisation.

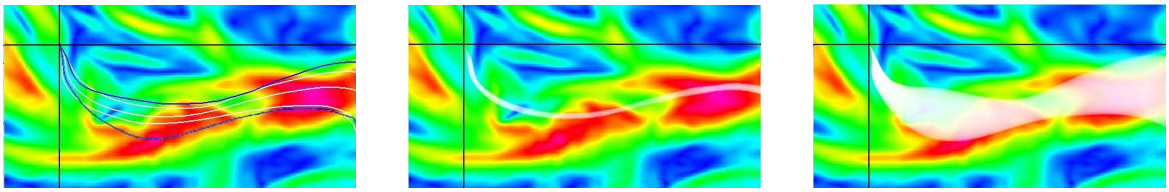
Des solutions ont été proposées dans ce sens pour les cas où le jeu de données étudié consiste en un échantillon statistique [LKP03]. Le jeu de données est constitué d'un ensemble de réalisations, résultant par exemple de plusieurs calculs ou mesures successifs. Une proposition est de calculer la ligne de courant pour chacune des réalisations, et de tracer par exemple, en plus de la ligne correspondant au champ moyen, l'enveloppe du jeu de lignes obtenues (fig. 2.13a). Cette visualisation de l'incertitude est sommaire mais d'une interprétation assez simple.

Une autre approche consiste à intégrer l'incertitude directement au niveau du calcul des lignes de courant. La position de la particule est alors décrite par une distribution de probabilités ayant pour support le domaine spatial du problème. Initialement, la probabilité est de 1 au point de départ de la particule et nulle partout ailleurs, et cette position est mise à jour en utilisant les différentes valeurs du champ de vitesse de façon à intégrer la ligne de courant.

Cette technique permet de prendre en compte l'incertitude de façon plus exhaustive que le simple affichage de l'enveloppe. En revanche, le calcul nécessite une addition dans l'espace des distributions de probabilité, et cette addition peut être définie de différentes manières, avec des résultats différents (fig. 2.13b et fig. 2.13c). Les images obtenues sont donc le fruit d'un calcul complexe et assez abstrait, et donc difficile à interpréter.

Isosurfaces

Les isosurfaces, ou surfaces de niveau, sont une technique de visualisation efficace pour les champs scalaires continus ayant pour support un domaine spatial tridimensionnel. Il s'agit d'une version tridimensionnelle des



(a) Ligne de courant du champ moyen et de l'enveloppe des lignes de courant

(b) Lignes de courant incertaines calculées par addition de convolution

(c) Lignes de courant incertaines calculées par addition classe par classe

FIGURE 2.13: Visualisation de champs vectoriels incertains issus de données météorologiques (vitesse du vent). 10 réalisations du champ vectoriel sont connues. Le tracé de la ligne de courant associée au champ moyen (en blanc au centre) et à l'enveloppe de l'ensemble des lignes de courant sur les réalisations (fig. 2.13a) permet une estimation de la ligne de champ moyenne et de l'incertitude associée. Alternativement, le calcul probabiliste de la trajectoire des particules virtuelles permet le tracé de lignes de champ épaisses (fig. 2.13b,2.13c), rendant compte de l'incertitude de façon plus exhaustive mais plus difficile à interpréter. Adapté de [LKP03].

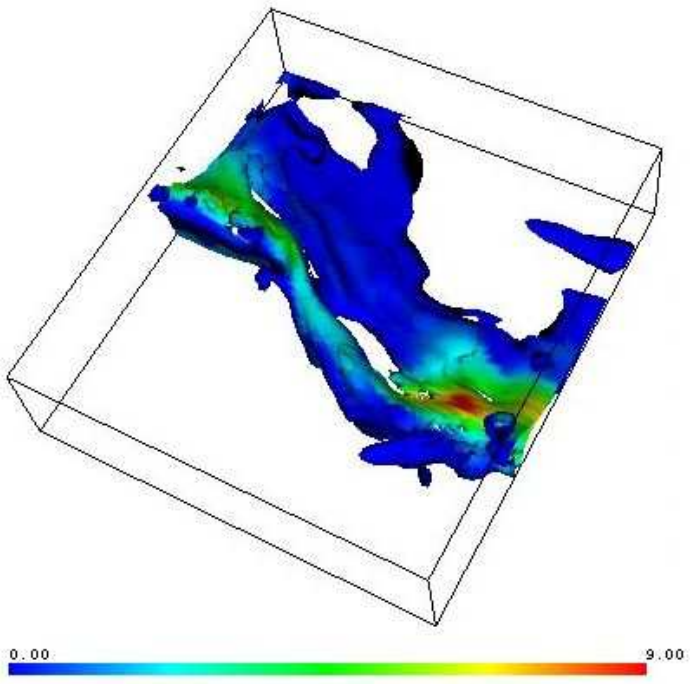


FIGURE 2.14: Visualisation de données scalaires incertaines sur la salinité des océans. Une isosurface est extraite, puis colorée en fonction de l'écart-type des valeurs en chaque point. Adapté de [LKP03].

lignes de niveau (ou isolignes) utilisées dans des espaces 2D. Le principe est de calculer l'ensemble des points où le champ prend une valeur déterminée, et de l'afficher sous forme d'une surface. Les isosurfaces permettent une bonne compréhension de la forme du champ scalaire autour de la valeur considérée. De plus, l'information sur le champ scalaire est portée par la position de la surface : les autres variables graphiques, comme la couleur de la surface, sont libres et peuvent être utilisées pour afficher d'autres informations.

Une idée immédiate consiste à exploiter cette dimension supplémentaire pour représenter l'incertitude [LKP03], comme cela peut être fait pour représenter l'incertitude positionnelle d'éléments de la scène (voir 2.1 et fig. 2.3). Le résultat (fig. 2.14) est d'une lecture simple mais présente l'inconvénient de découpler l'information sur la valeur (donnée par la position de la surface) de celle sur l'incertitude (donnée par la couleur).

Une autre approche, donnant un rendu plus intuitif, est de représenter l'incertitude par des surfaces multiples ou épaisses [WPL96]. On peut en particulier représenter, conjointement à l'isosurface elle-même, des surfaces transparentes représentant un intervalle de confiance ou des bornes supérieures ou inférieures [JS03], de façon analogue aux barres d'erreur classiques. Une autre possibilité est d'utiliser un rendu volumique pour montrer des informations d'incertitude autour de l'isosurface [PWH11].

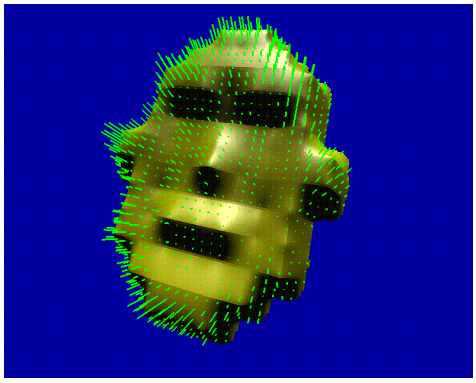


(a) Extrait d'une ancienne carte médiévale.

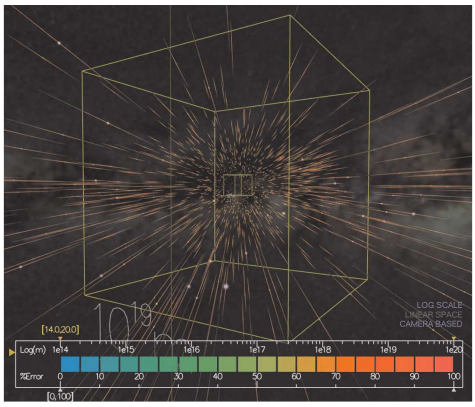


(b) Extrait d'une carte de Nouvelle-France établie par Pierre-François-Xavier de Charlevoix (1722).

FIGURE 2.15: Cartes anciennes utilisant des annotations pour rendre compte de l'incertitude. La carte médiévale (fig. 2.15a) porte la mention "Terra Incognita", et sur la carte du 18ème siècle on peut lire : "Ici doivent être les pays de Quivara et de Taguaio dont on n'a aucune connaissance certaine."



(a) Barres d'erreur pour représenter une incertitude sur la position d'une isosurface [WPL96].



(b) Barres d'erreur représentant l'incertitude sur la position d'étoiles dans des données astrophysique [LFLH07].

FIGURE 2.16: Visualisation d'incertitude par ajout de barres d'erreur. L'incertitude concerne soit la position d'une surface (fig. 2.16a) soit celle d'un point représentant une étoile (fig. 2.16b).

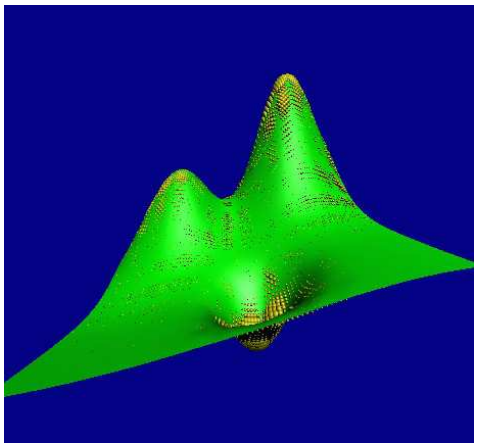
2.3 Ajout d'objets

Plutôt que d'exploiter des objets déjà existants, il est possible d'ajouter de nouvelles primitives à la visualisation pour représenter l'incertitude. Cette idée est extrêmement ancienne : la pratique d'indiquer une connaissance imparfaite de certains éléments géographiques sur une carte par des annotations écrites remonte à plusieurs siècles (fig. 2.15).

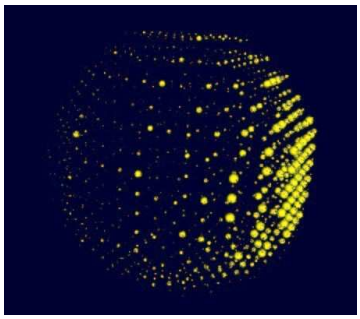
Barres d'erreur

Plus récemment, on retrouve cette idée pour la représentation d'incertitude la plus couramment utilisée en visualisation de données monodimensionnelles, la barre d'erreur, ainsi que ses dérivés comme la boîte à moustaches de Tukey [Tuk77, MTL78].

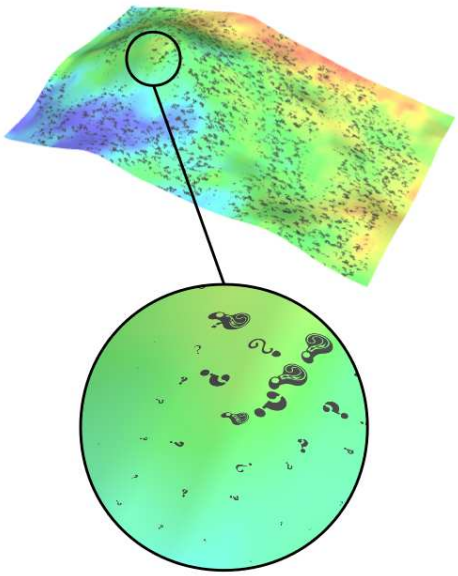
Des propositions pour représenter l'incertitude au moyen d'objets semblables dans des applications de visualisation scientifique plus complexes ont par conséquent été assez naturellement formulées. De même qu'une barre d'erreur dénote une incertitude sur une donnée représentée par un graphique, et donc sur la position de la courbe ou des points représentatifs de ces données, on peut tracer des barres d'erreur pour rendre compte d'une incertitude positionnelle (fig. 2.16). Cela peut par exemple s'appliquer à la position d'isosurfaces [WPL96] ou à la visualisation de données astronomiques [LFLH07].



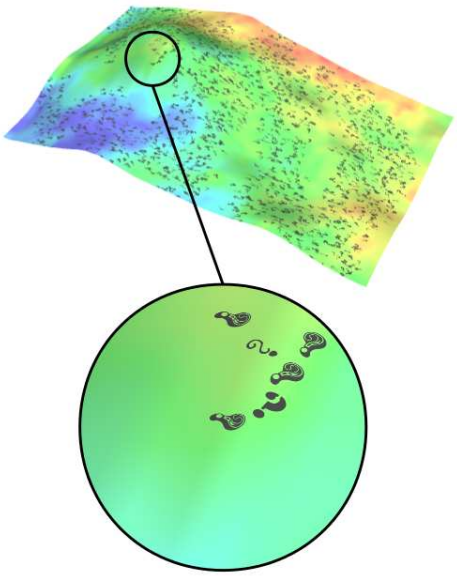
(a) Incertitude sur la position d'une surface indiquée par des sphères [LSPW96]



(b) Probabilité de présence d'une particule représentée par des sphères de différentes tailles [LFC02]



(c) Incertitude sur des données géophysiques (porosité des sols) représenté par la taille des glyphes [Via10].



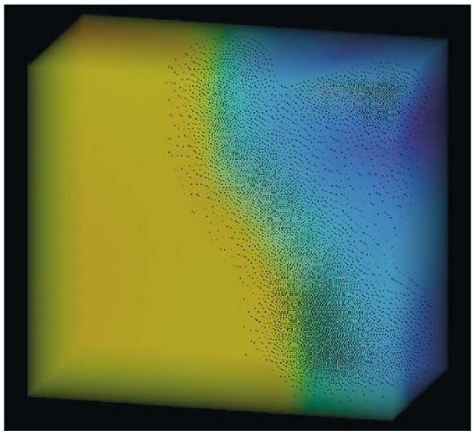
(d) Incertitude sur des données géophysiques (porosité des sols) représenté par la densité de glyphes [Via10].

FIGURE 2.17: Diverses représentations de l'incertitude par ajout d'objets. La taille des glyphes peut être utilisée pour représenter une incertitude aussi bien sur une position (fig. 2.17a) que sur une valeur scalaire (fig. 2.17c), ou bien une donnée intrinsèquement incertaine comme la probabilité de présence d'une particule en un point (fig. 2.17b). Alternativement, le nombre d'objets dans un volume donné (densité de glyphes) peut aussi être utilisé (fig. 2.17d).

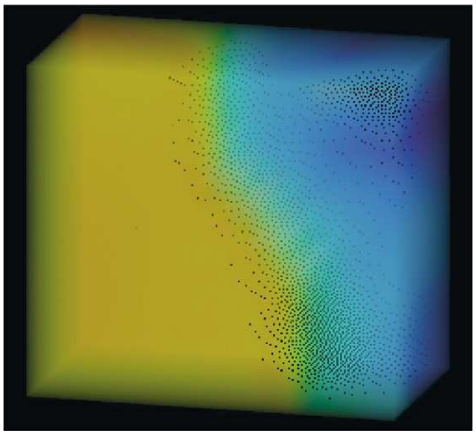
Sphères, points et glyphes d'incertitude

Lorsque l'incertitude concerne des données scalaires, représentées par exemple par des échelles de couleur ou un rendu volumique, il est possible de visualiser une information d'incertitude en ajoutant à la visualisation des glyphes d'incertitude. Le niveau d'incertitude peut être représenté par diverses propriétés de ces glyphes, généralement leur densité ou leur taille. On peut ainsi utiliser des primitives graphiques simples comme des sphères [LSPW96, LFC02] (fig. 2.17a,2.17b), des points ou des carrés [DKLP02] (fig. 2.18), ou bien des objets associés sémantiquement à la notion d'incertitude, comme des points d'interrogation [Via10] (fig. 2.17c,2.17d).

Ces techniques présentent l'avantage d'un rendu simple, mais en utilisant une primitive graphique différente et généralement sans lien avec celle utilisée pour représenter la valeur, elles découplent l'incertitude de celle sur la valeur de la donnée. De plus, un usage excessif des glyphes d'incertitude peut rapidement masquer les



(a) Ajout de points noirs à la visualisation aux points correspondant à une incertitude élevée.



(b) Prise en compte de la profondeur des zones incertaines pour une meilleure intégration au rendu volumique.

FIGURE 2.18: Visualisation d'incertitude par ajout de points noirs à un rendu volumique représentant des données sur la salinité des océans. Le simple ajout de points opaques au rendu par post-traitement donne un rendu trompeur concernant la position des zones incertaines dans l'espace (fig. 2.18a). La prise en compte de la profondeur lors du rendu permet de résoudre ce problème(fig. 2.18b). Adapté de [DKLP02].

données ou surcharger la visualisation.

Utilisation de motifs répétitifs

Une façon d'éviter le problème de la surcharge visuelle associée à l'affichage d'objets supplémentaires nombreux ou de grande taille est d'ajouter à la visualisation un motif répétitif relativement discret, comme une grille, et de s'en servir comme support pour des informations d'incertitude [CR00]. Cette technique présente l'inconvénient de ne pas minimiser le "rapport données/encre", étant donné que la grille est présente même dans les zones où l'incertitude est nulle (fig. 2.19). Par ailleurs, elle a été développée pour des données à support bidimensionnel, et son extension à des cas 3D semble problématique, l'affichage d'une grille sur la totalité de l'espace 3D perturbant fortement la visualisation.

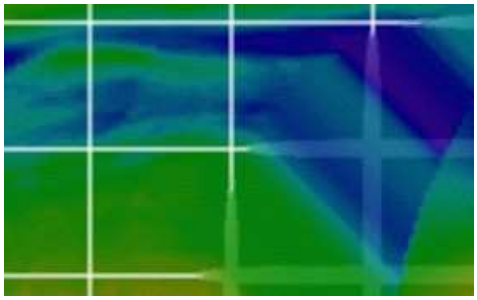
Représentation directe de la distribution de probabilités

Lorsque l'on connaît la distribution de probabilité décrivant les données (ou un échantillon statistique permettant de l'estimer) en chaque point du support spatial, il peut être souhaitable de représenter cette distribution intégralement au lieu de se limiter à des indicateurs statistiques forcément réducteurs.

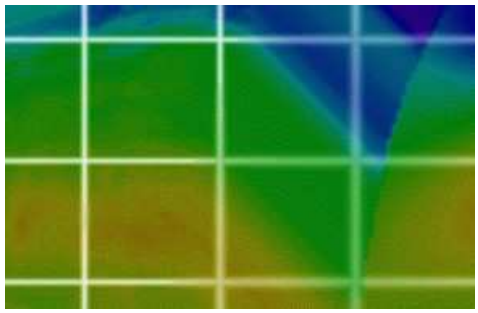
L'obstacle auquel on peut se heurter est que visualiser une valeur scalaire – même incertaine – sous forme d'une distribution est peu intuitif pour les utilisateurs et rend rapidement la visualisation peu compréhensible. On constate que représenter directement la distribution de probabilité, par exemple par son histogramme [LKP03], en différent points du jeu de données donne un résultat inexploitable (fig. 2.20a).

Il est donc nécessaire de combiner une représentation de la distribution de probabilités avec une visualisation plus classique. Dans le cas d'une visualisation à support bidimensionnel, il est possible de représenter la valeur moyenne à l'aide d'échelles de couleur, et de tracer la distribution de probabilités en des points bien choisis [KKL$^+$05], soit sous forme de courbe (fig. 2.20b) soit sous forme de surfaces colorées elles aussi par une échelle de couleur (fig. 2.20c).

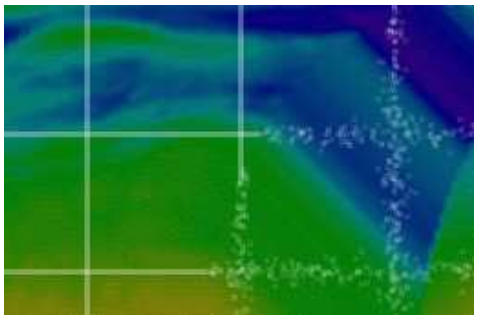
Un inconvénient de ces méthodes est de limiter la visualisation de la distribution à certains points sélectionnés. Visualiser de façon exhaustive la distribution en tous les points du jeu de données est un problème complexe, même pour des données à support bidimensionnel. Des propositions ont néanmoins été formulées pour prendre en compte la distribution de façon approfondie en tous points [KLDP02]. Il est ainsi possible de superposer à la visualisation de base une surface portant exclusivement des informations multiples sur la distribution et la nature de l'incertitude présente (fig. 2.21a). Cette visualisation permet d'exprimer énormément d'informations sur la nature de l'incertitude, mais peut être difficile à comprendre ; de plus, il est difficile de



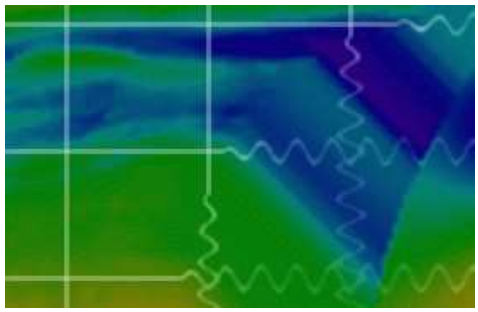
(a) Incertitude associée à la largeur de la ligne (luminance constante)



(b) Incertitude associée à la largeur de la ligne (luminance variant en $\cos^2$)



(c) Incertitude associée à un déplacement aléatoire des points de la ligne



(d) Incertitude associée à une déformation sinusoïdale de la grille

FIGURE 2.19: Représentation d'incertitude par altération d'un motif répétitif (grille) pour des données scalaires bidimensionnelles sur la composition de la couche d'ozone. Plusieurs modes d'altération de la grille sont utilisables. Les auteurs modulent la transparence de la grille de façon à ce que l'énergie de contraste reste constante en tous les points du quadrillage, quelles que soient les déformations appliquées. Adapté de [CR00].

mettre en correspondance les points entre les deux surfaces affichées. Une autre approche est de superposer à la visualisation des données une visualisation tridimensionnelle correspondant à des isosurfaces de probabilités (fig. 2.21b). Cette visualisation présente l'avantage de mettre en évidence les distributions multimodales.

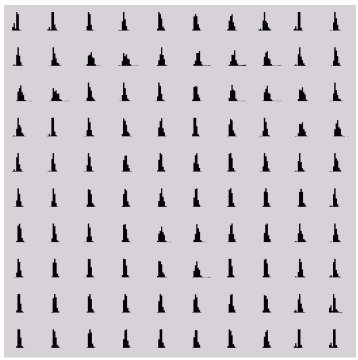
2.4 Animation

Lorsque les données représentées correspondent à l'état du système étudié à un instant précis, ou décrivent un état stationnaire, la valeur des grandeurs visualisées reste constante au cours du temps. Il est alors possible d'utiliser l'animation et le mouvement pour véhiculer une information d'incertitude. Le résultat peut par exemple être une image où les zones incertaines oscillent, ce qui peut intuitivement évoquer l'idée d'incertitude et de valeur mal connue.

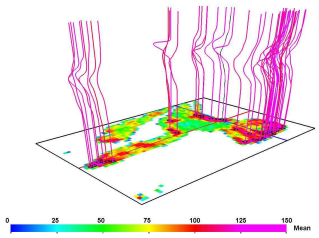
L'animation est particulièrement adaptée aux cas où l'on connaît un certain nombre de réalisations du jeu de données (mesures multiples, étude paramétrique, méthode de Monte-Carlo). Il est alors possible d'animer la visualisation de façon à lui faire prendre successivement les valeurs correspondant aux différentes réalisations (fig. 2.22). Cela demande une interpolation pour rendre l'animation fluide [ESG97]. Il peut également être utile d'imposer un ordre spécifique aux différentes valeurs parcourues par l'animation de façon à la rendre plus régulière et compréhensible [LLPY07].

Un inconvénient de l'animation est qu'elle doit être paramétrée de façon précise pour constituer une primitive de visualisation efficace et utilisable. Le mouvement peut susciter une capture attentionnelle forte [FHS05] : si l'effet est trop marqué, l'attention des utilisateurs risque d'être attirée par les zones de forte incertitude, ce qui peut les perturber dans leur tâche de visualisation. Cependant, si le mouvement est trop faible, il risque de passer inaperçu et de ne pas contribuer à la visualisation.

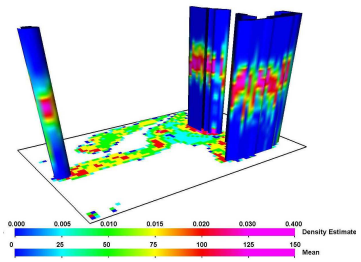
Une réponse à ce problème consiste à limiter la visualisation d'incertitude par animation à une zone choisie par l'utilisateur (fig. 2.23). Ainsi, la visualisation exploratoire de l'ensemble du jeu de données n'est pas perturbée, et la prise en compte de l'incertitude ne vient que dans un second temps, pour obtenir une information



(a) Affichage direct des histogrammes pour visualiser des données scalaires incertaines [LKP03]

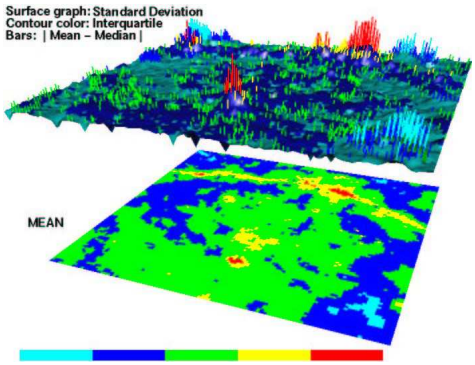


(b) Distribution de probabilité tracée sous forme de courbes

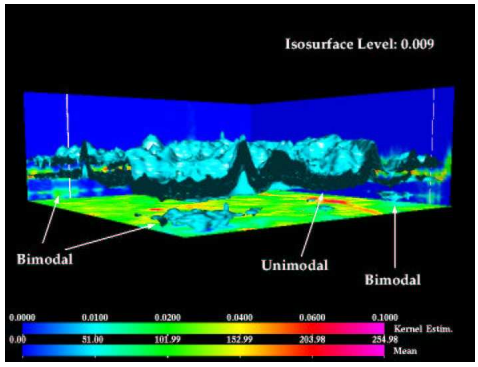


(c) Distribution de probabilité représentés par une échelle de couleur sur une surface orthogonale au jeu de données

FIGURE 2.20: Visualisation de données scalaires incertaines sur la canopée de forêts par représentation directe de la distribution de probabilités. Tracer uniquement les histogrammes donne une image peu compréhensible (fig. 2.20a). Représenter la valeur moyenne conjointement au tracé des distributions pour certains points d'intérêt permet de concilier bonne compréhension des données et prise en compte de l'incertitude. La représentation par courbes (fig. 2.20b) masque moins les données mais rend la visualisation peu claire si de nombreuses courbes sont tracées. La visualisation utilisant des surfaces et des échelles de couleur (fig. 2.20c) est plus masquante mais ne souffre pas de ce problème. Adapté de [LKP03, KKL+05].



(a) Surface représentant des informations sur la distribution de probabilités : le relief représente l'écart-type, la couleur l'écart inter-quartile, et les barres l'écart moyenne-médiane

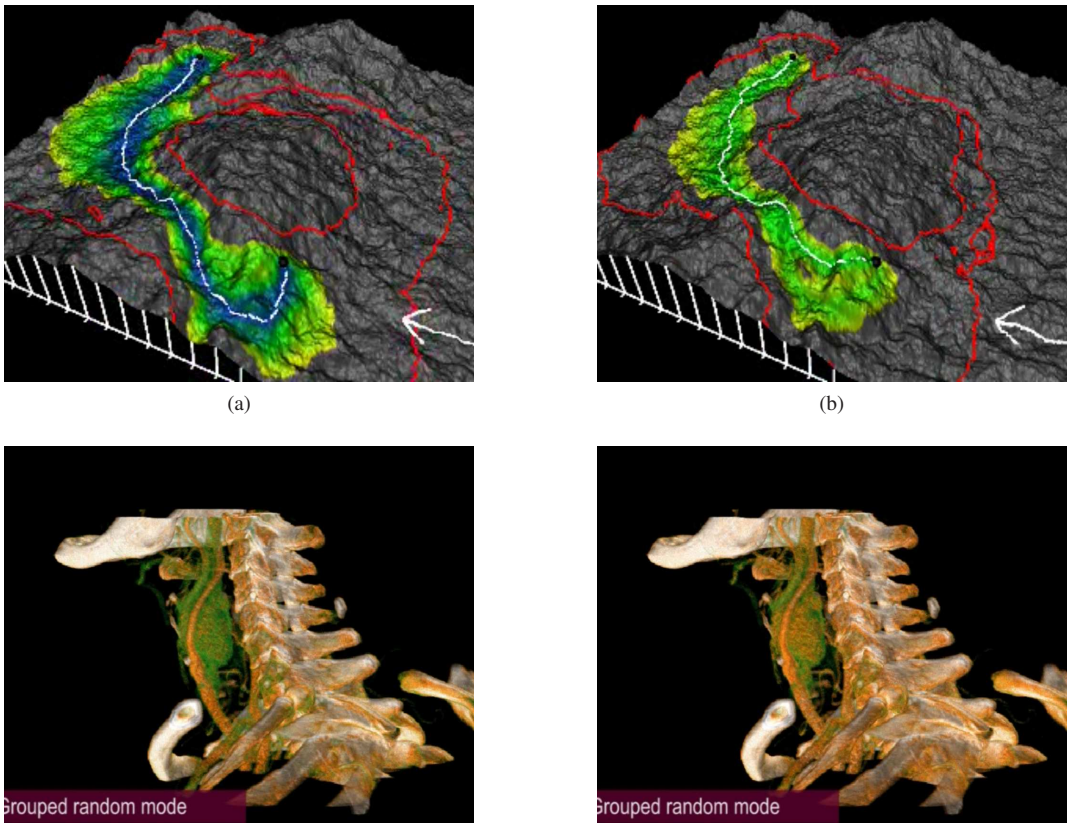


(b) Isosurfaces d'incertitude représentées dans l'espace au dessus de la visualisation de la moyenne.

FIGURE 2.21: Représentation d'informations sur la distribution de probabilités grâce à l'ajout de surfaces. Il est possible de tracer une surface et d'utiliser divers attributs (relief, couleur, barres d'erreur) pour lui faire porter des informations d'incertitude (fig. 2.21a). Alternativement, on peut mettre en valeur les distributions multimodales par le tracé d'isosurfaces de probabilités (fig. 2.21b). Adapté de [KLDP02].

complémentaire sur une région d'intérêt [LLPY07].

Lorsqu'au lieu de connaître un échantillon statistique donnant plusieurs valeurs des données, on possède une information plus simple sur l'incertitude, par exemple une valeur d'écart-type ou d'erreur, on peut également utiliser l'animation en choisissant un mouvement prédéfini et en l'appliquant à la visualisation de façon proportionnelle à l'incertitude (fig. 2.24). La visualisation semble donc osciller avec une amplitude d'autant plus élevée que les données sont incertaines. Le problème de cette approche est que l'efficacité de la visualisation dépend fortement des détails de l'animation utilisée [Bro04]. Une animation inadaptée, imposant des mouvements trop rapides ou discontinus, peut entraîner des problèmes perceptifs comme une capture attentionnelle ou une fatigue visuelle rapide, alors que l'utilisation d'animations plus fluides peut introduire un biais dans la visualisation en produisant artificiellement une cohérence ou des corrélations dans la représentation des données.



(a) (b)

(c) (d)

FIGURE 2.22: Représentation de l'incertitude par animation. Les figures 2.22a et 2.22b montrent une visualisation du plus court chemin entre deux points dans un modèle numérique de terrain ; plusieurs hypothèses sur l'environnement sont testées et animées successivement [ESG97]. Les figures 2.22c et 2.22d sont issues d'une visualisation médicale volumique ayant pour but la recherche de tumeurs [LLPY07] : l'animation permet d'intégrer une information d'incertitude sur la nature des tissus visualisés, en représentant chaque voxel comme d'un type de tissu différent pendant une durée proportionnelle à la probabilité qu'il a d'appartenir à ce tissu.

3 Conclusion et perspectives

De nombreuses techniques ont été proposées pour rendre compte de l'incertitude dans les visualisations scientifiques. La variété et la diversité de ces techniques s'explique par la nécessité de prendre en compte l'incertitude dans des situations de visualisation préexistantes, qui possèdent déjà leurs propres techniques et méthodes spécifiques : pas plus qu'il n'existe de technique de visualisation universelle effiace pour tout jeu de données, il ne peut exister de méthode universelle pour visualiser l'incertitude dans toutes les situations.

Les différentes techniques proposées permettent de répondre à des besoins de visualisation variés, concernant des supports spatiaux de dimension et de complexité multiples, et des données de nature diverses. Certaines sont extrêmement spécifiques à une application particulière, comme la visualisation médicale, ou les systèmes d'information géographiques. D'autres aspirent à une plus grande généralité, au prix d'un rendu plus complexe ou moins intuitif.

Dans la suite de cette thèse, nous nous intéresserons à la visualisation d'une incertitude portant sur un champ de données scalaires ayant pour support une surface – à la géométrie potentiellement complexe – dans l'espace 3D. Dans les visualisations classiques, ce type de champ est représenté grâce à une échelle de couleur, conjointement à un algorithme d'ombrage permettant de faire ressortir la structure spatiale du support.

Plusieurs techniques de l'état de l'art peuvent être envisagées mais ne sont pas pleinement satisfaisantes : les visualisations basées sur des échelles de couleur multidimensionnelles (2.1) sont d'une interprétation difficile ou induisent un compromis entre la bonne représentation du champ de données et de l'incertitude. Les tech-

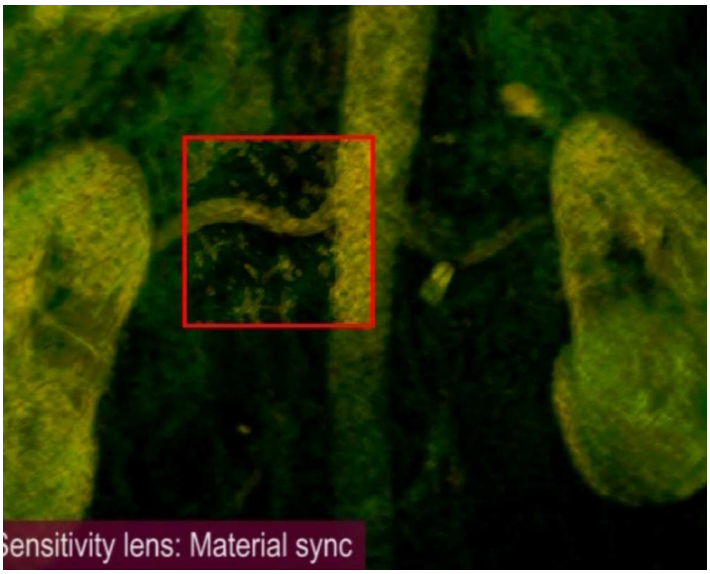


FIGURE 2.23: La limitation de l'animation à une région d'intérêt permet de mieux réaliser la tâche de visualisation (ici la détection d'une sténose sur des données d'imagerie médicale) sans perturber la compréhension d'ensemble de la scène [LLPY07].



FIGURE 2.24: Images issues de la visualisation d'une surface animée pour rendre compte d'une incertitude positionnelle [Bro04].

niques utilisant l'ajout de bruit (2.1) ou de glyphes spécifiques (2.3) peuvent s'avérer masquantes et emploient deux variables visuelles séparées pour la valeur et l'incertitude, ce qui rend la compréhension de l'information incertaine plus complexe. Enfin, les méthodes faisant usage d'un motif répétitif (2.3) souffrent de ces mêmes problèmes et sont délicates à généraliser dans un environnement 3D.

Notre projet sera donc de développer une nouvelle méthode de visualisation adaptée à ces jeux de données, donnant un rendu intuitif et simple à interpréter, ne perturbant pas la compréhension de la valeur de la donnée, et exploitable en 3D y compris sur des scènes complexes. Nous fonderons notre travail sur trois techniques existantes :

- Les **échelles de couleur**, insuffisantes pour représenter l'inccertitude mais omniprésentes pour l'affichage de champs scalaires et donc inévitables pour une représentation intuitive de telles données ;
- Le **bruit graphique**, primitive dont la nature évoque intuitivement la notion d'incertitude et dont le potentiel n'a pas encore été pleinement exploré en visualisation scientifique ;
- L'**animation**, variable graphique d'un usage délicat mais souvent libre et d'une grande puissance.

Deuxième partie

Etude psychophysique d'une texture procédurale : le bruit de Perlin

CHAPITRE 3

Un bruit procédural multidimensionel : le bruit de Perlin

Le bruit de Perlin est un algorithme permettant de générer de façon procédurale et computationnellement peu coûteuse un signal pseudo-aléatoire multidimensionnel. Les applications les plus courantes utilisent du bruit bidimensionnel, tridimensionnel ou quadridimensionnel, mais il est simple d'étendre l'algorithme à des dimensions plus élevées. Ce signal est généralement utilisé en conjonction avec d'autres techniques d'informatique graphique, comme les échelles de couleur, dans des applications de synthèse d'images photoréalistes, soit tel quel, soit après application d'une fonction de transfert.

Cet algorithme, essentiellement utilisé pour la simulation de phénomènes naturels, possède différentes propriétés qui en font une technique potentiellement intéressante en visualisation scientifique. Dans ce chapitre, nous allons d'abord décrire le contexte dans lequel cette technique fut crée et ses utilisations courantes, puis nous décrirons l'algorithme de Perlin et évoquerons ses implémentations logicielles ; nous nous intéresserons ensuite à l'analyse mathématique des motifs générés, avant de conclure sur l'utilisabilité du bruit de Perlin dans un contexte de visualisation.

1 Le bruit de Perlin : une des premières textures procédurale

1.1 Genèse

La technique connue par la suite sous le nom de "bruit de Perlin" est née en 1983 des travaux de Ken Perlin dans le domaine des effets spéciaux pour le cinéma. L'utilisation des images de synthèse pour les effets spéciaux cinématographiques était encore embryonnaire à cette date : l'informatique graphique était une science jeune, dont le développement et les applications étaient bridés par les capacités limitées et le coût des ressources informatiques.

Le bruit de Perlin fut créé dans ce contexte de façon à prendre en compte ces limitations. En particulier, les ordinateurs utilisés pour les effets spéciaux avaient une puissance de calcul élevée pour leur époque, mais des ressources mémoire extrêmement limitées. C'est ce déséquilibre qui conduisit Perlin à mettre au point une technique permettant de générer de façon purement procédurale des textures artificielles riches imitant les textures naturelles sans se répéter. Au lieu d'utiliser une texture préexistante (issue par exemple d'une

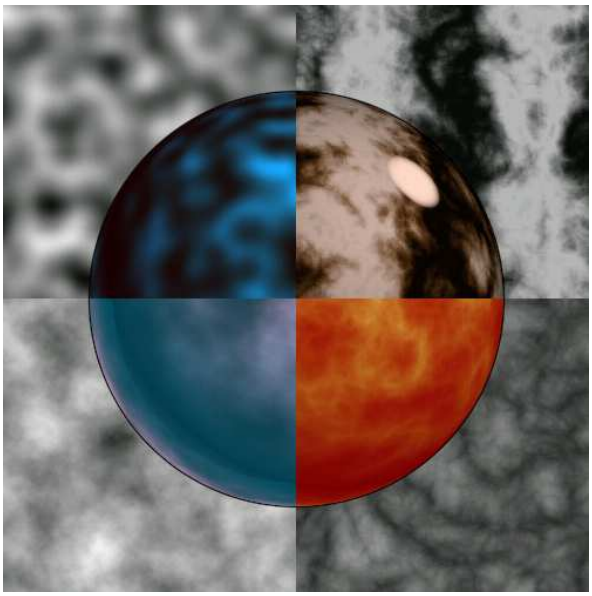


FIGURE 3.1: Images generées en utilisant du bruit de Perlin et diverses fonctions de transfert et échelles de couleur. Adapté de [Per99]

photographie numérisée ou d'un travail artistique) qui doit être stockée en mémoire pendant tout le rendu de l'image, l'algorithme de Perlin permet de calculer au moment du rendu la valeur de la texture en chaque point de la scène, et donc de remplacer le stockage en mémoire de données volumineuses par un surcoût computationnel modeste.

Les techniques procédurales développées par Ken Perlin jouèrent un rôle clef dans la production du film *Tron*, sorti en 1982, où l'usage extensif – et alors pionnier [1] – des images de synthèse ne fut possible que grâce à leur utilisation.

1.2 Description et utilisations

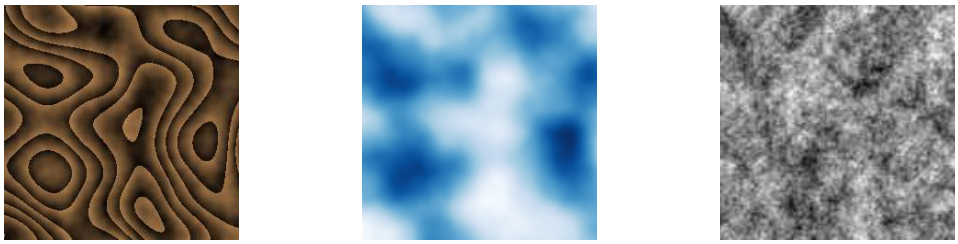
L'utilisation la plus courante du bruit de Perlin est la synthèse de textures imitant divers aspects du monde naturel. L'aspect à la fois lisse et irrégulier du bruit et son caractère aléatoire et non répétitif le rendent utile pour représenter divers matériaux comme la roche, l'écorce, le bois ou le marbre (fig. 3.2a, 3.2c). Il est également utilisable pour simuler des éléments graphiques de taille importante, comme un ciel nuageux ou un plan d'eau avec des vagues (fig. 3.2b).

Dans ces applications, le bruit de Perlin est généralement situé au coeur d'un algorithme procédural plus complexe, qui combine souvent plusieurs instances du bruit de Perlin calculé à des échelles différentes au moyen d'opérations arithmétiques diverses. Le résultat est ensuite affiché en utilisant une échelle de couleur. Par exemple, la texture de bois montrée en fig. 3.2a est générée par l'algorithme suivant :

Algorithme 1 Algorithme de génération de la texture de bois montrée en fig. 3.2a. `noise(x,y)` est la fonction donnant la valeur d'un bruit de Perlin bidimensionnel aux coordonnées (x,y). La valeur `out` est ensuite utilisée avec une échelle de couleur appropriée pour obtenir des tons boisés.

```
n = 6 * noise(20*x, 20*y)
grain = n - floor(n) // wood grain
bumps = 0.3 * noise(100*x, 100*y) // high frequency bumps
out = grain + bumps // final value, input to colormap
```

1. *Tron* aurait dû être nominé en 1983 pour l'oscar des meilleurs effets visuels mais fut disqualifié, le jury considérant l'utilisation d'ordinateurs pour les effets spéciaux comme de la "triche". Le travail de Ken Perlin dans le domaine du cinéma fut reconnu en 1997, quand il reçut un oscar technique pour son bruit procédural.



(a) (b) (c)

FIGURE 3.2: Exemples de textures générées en utilisant des échelles de couleur et un algorithme procédural utilisant le bruit de Perlin. La texture semblable à du bois (3.2a) a été générée en utilisant l'algorithme 1, alors que la formule de sommation multioctave décrite dans la section 4.1 permet de générer par exemple des textures de ciel (3.2b) ou de roche (3.2c) selon l'échelle de couleur utilisée et les paramètres de l'algorithme.

Les mêmes principes peuvent également être utilisés avec un bruit de Perlin 3D pour générer des textures solides [Per85] : au lieu de plaquer les textures 2D sur un objet 3D, on utilise directement les coordonnées de chaque pixel à représenter dans la scène 3D pour calculer la texture procédurale. Cette approche est particulièrement adaptée pour simuler des objets sculptés dans un matériau naturel comme le bois ou la pierre (fig. 3.3c).

Hormis la couleur, ces textures procédurales peuvent servir à simuler d'autres caractéristiques du matériau lors du rendu, comme la rugosité. Il est particulièrement courant d'utiliser le bruit de Perlin comme texture de relief pour perturber l'ombrage d'un objet 3D par plaquage de relief (*bump mapping* ; voir fig. 3.3a).

Enfin, les applications du bruit de Perlin en informatique graphique ne se limitent pas au rendu : il peut aussi être utilisé de diverses manières pour générer la géométrie même d'une scène. Le bruit de Perlin bidimensionnel est ainsi à la base de la plupart des algorithmes générant des modèles numériques de terrain représentant des environnements naturels plausibles (comprenant des collines, des montagnes, etc. ; fig. 3.3b). Le bruit de Perlin tridimensionnel est quant à lui utilisé pour donner un caractère irrégulier et réaliste à des objets définis par des surfaces implicites (fig. 3.3d).

2 Description technique

2.1 Algorithme de génération

Nous allons maintenant décrire l'algorithme de génération du bruit de Perlin. Nous détaillerons d'abord le cas du bruit de Perlin bidimensionnel, et nous expliquerons ensuite comment l'algorithme peut être adapté à des dimensions supérieures.

Le calcul du bruit de Perlin fait usage de trois éléments fondamentaux qui doivent être donnés a priori :

- Une *grille* divisant le plan en mailles carrées ;
- Un jeu de *gradients* pseudo-aléatoires associés aux sommets de la grille ;
- Une fonction analytique dite *d'amortissement* qui obéit à certains critères.

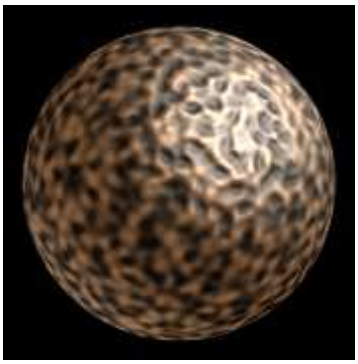
La grille L'ensemble de l'algorithme de calcul repose sur la partition de l'espace considéré (ici $\mathbb{R}^2$) par une grille constituée de mailles carrées. Le pas de cette grille, noté a, est le principal paramètre régissant l'aspect du bruit de Perlin et ses caractéristiques spectrales : plus il sera fin, plus les motifs générés seront petits.

Les sommets de la grille sont donc les points $O_{i,j}$ de coordonnées $(a \cdot i, a \cdot j)$ pour $(i, j) \in \mathbb{Z}^2$.

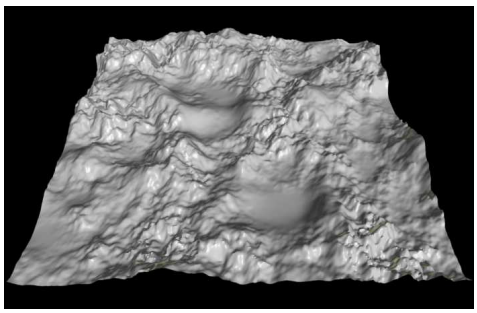
Grâce à cette grille, on peut écrire les coordonnées de tout point $P \in \mathbb{R}^2$ comme $(a \cdot i + x, a \cdot j + y)$ avec $(i, j) \in \mathbb{Z}^2$ et $(x, y) \in [0, a[^2$. (i, j) correspond alors aux coordonnées de la maille de la grille où se trouve P et (x, y) à sa position dans la maille.

Les gradients A chaque sommet $O_{i,j}$ de la grille, nous devons associer un gradient $\vec{G}_{i,j}$, un vecteur de norme 1 choisi de façon pseudo-aléatoire.

Ce caractère pseudo-aléatoire n'a pas a être très marqué ; il est uniquement important qu'il n'y ait pas de corrélation apparente entre un gradient $\vec{G}_{i,j}$ et les gradients associés aux points voisins. Il est par contre important, pour que l'algorithme s'exécute rapidement, que l'accès à ces gradients soit le plus rapide possible.



(a) Bruit de Perlin utilisé comme texture de relief (*bump map*) en conjonction avec un rendu métallique.



(b) Génération d'un paysage artificiel basé sur un bruit de Perlin 2D.



(c) Bruit de Perlin 3D utilisé comme texture solide pour simuler un matériau sculpté (ici le marbre).



(d) Arche définie par une surface implicite déformée par l'ajout d'un bruit de Perlin 3D sur tout l'espace.

FIGURE 3.3: Autres utilisations du bruit de Perlin. Les figures 3.3a et 3.3b montrent deux utilisations du bruit de Perlin 2D, comme texture de relief et comme modèle numérique de terrain. Les figures 3.3c et 3.3d montrent comment le bruit de Perlin 3D peut être utilisé comme texture solide, ou bien pour perturber une géométrie définie par une surface implicite (Figures 3.3a, 3.3c et 3.3d adaptées de [Per99]).

Ainsi, Perlin propose de précalculer un jeu de 256 gradients, de les stocker dans une table $T_G[n]$ avec $n \in \{0,...,255\}$, et d'associer chaque couple (i, j) à l'un de ces gradients par une fonction de hachage. Une telle fonction de hachage est donné par Perlin : elle est définie en précalculant une autre table $T_P[n]$ contenant les entiers de 0 à 255 dans un ordre aléatoire, et de déterminer le gradient attribué à chaque point $O_{i,j}$ par :

$$\vec{G}_{i,j} = T_G[(i + T_P[j \bmod 255]) \bmod 255] \tag{3.1}$$

La fonction d'amortissement La fonction d'amortissement est une fonction analytique qui donne au bruit de Perlin son caractère continu et lisse. Elle est utilisée pour obtenir des poids d'interpolation nécessaires pour calculer la valeur du bruit en tout point du plan à partir des valeurs des gradients associés aux points voisins de la grille. Cette fonction doit être continue, de dérivée continue, décroissante de 1 à 0 sur $[0;1]$, et de dérivée nulle en 0 et en 1. Elle doit par ailleurs être peu coûteuse à calculer computationnellement.

Perlin propose dans son article original d'utiliser la fonction polynomiale $f(t) = 2t^3 - 3t^2$. Plus tard [Per02], il remarque que la dérivée seconde de cette fonction ne s'annule ni en 0 ni en 1, ce qui génère des artefacts dans certaines applications du bruit comme la déformation de surfaces. Il conseille donc de la remplacer par une autre fonction polynomiale, $f(t) = 15t^4 - 6t^5 - 10t^3$, dont les dérivées première et seconde s'annulent en

0 et 1. Nous utilisons cette nouvelle fonction.

Le calcul de la valeur du bruit à partir de ces éléments est expliqué en détail de façon graphique par les schémas en page 52. L'intérêt du bruit de Perlin provient du caractère local de ce calcul, qui ne dépend que des gradients associés aux sommets de la maille qui contient le point. L'algorithme se distingue aussi par son coût computationnel faible : outre les opérations nécessaires pour accéder aux gradients, le calcul de la valeur du bruit en un point se limite à quatre produits scalaires, quatre évaluations de la fonction f (qui peut également être précalculée et tabulée), et une somme pondérée de quatre termes.

La transposition de cet algorithme à un espace de dimension $N > 2$ est immédiate : la grille à maille carrées est remplacé par un maillage N-cubique, les gradients associés à chaque sommet sont des vecteurs dans $\mathbb{R}^N$, et l'interpolation est réalisée en utilisant les 2^N gradients associés aux sommets de la maille.

3 D'autres algorithmes de bruit

Le large succès du bruit de Perlin a conduit les chercheurs à proposer d'autres algorithmes, procéduraux ou non, produisant des textures aléatoires. Perlin lui-même proposa une mise à jour de son algorithme [Per02], intégrant une optimisation sur le calcul des gradients et une nouvelle interpolation polynomiale résolvant des problèmes de continuité. Des algorithmes proches de celui de Perlin, également basés sur l'interpolation autour de valeurs aléatoires définies sur une grille régulière (non nécessairement carrée) ont également été proposés [EMP+94]. D'autres algorithmes procéduraux calculent un bruit de façon locale selon des principes différents, comme le bruit de Gabor [LLDD09] qui procède par convolution discrète. Enfin, des techniques non procédurales ont également été utilisées pour générer un bruit visuel : ce sont des bruits explicites, des algorithmes générant une texture de bruit qui doit être stockée : on peut citer notamment le bruit par ondelettes [CD05] ou le bruit anisotropique [GZD08].

Ces algorithmes de bruit sont décrits dans l'excellent rapport d'état de l'art de Lagae [LLC+10], qui compare le fonctionnement, les avantages et les inconvénients de ces différentes techniques. Par rapport au bruit de Perlin, la plupart d'entre elles présentent les avantages d'un contrôle plus fin de la composition spectrale du signal obtenu, et d'un rendu visuel modifiable de façon plus libre (possibilité de créer des motifs anisotropes, cellulaires, ...) et plus aisé. En revanche, ils sont computationnellement plus coûteux et parfois plus difficile à implémenter.

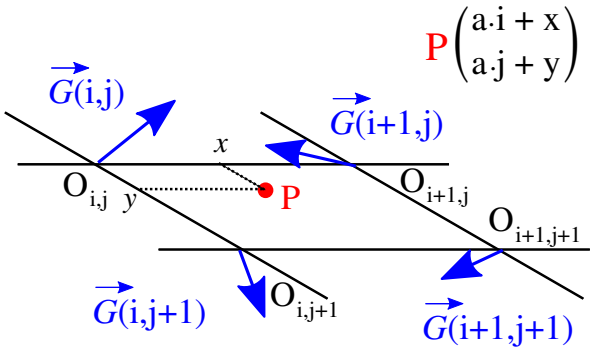
Dans cette thèse, nous nous sommes concentrés sur l'algorithme de Perlin en raison de son efficacité, de son usage répandu et de sa simplicité d'implémentation, y compris sur carte graphique et dans un nombre élevé de dimensions. Mais d'autres bruits auraient pu être utilisés : le bruit de Gabor [LLDD09], en particulier, possède de nombreux avantages : contrôle simple et très fin de la composition spectrale de la texture, existence d'une implémentation sur carte graphique et d'une version tridimensionnelle, bonnes performances, et élégance mathématique. Il n'existe pas à notre connaissance de version de ce bruit pour un espace quadridimensionnel (ce qui permettrait de générer un bruit de Gabor 3D animé), mais une telle extension ne semble pas poser de problèmes théoriques. L'utilisation du bruit de Gabor pour la visualisation gagnerait donc à être explorée dans des travaux futurs.

4 Une primitive de visualisation adaptée ?

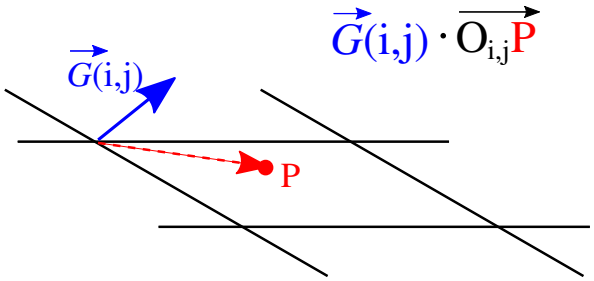
4.1 Textures utilisées pour la visualisation

Outre son caractère aléatoire et sa facilité de mise en oeuvre dans un nombre arbitraire de dimensions, le principal attrait du bruit de Perlin pour la visualisation est la possibilité de générer des textures dont le spectre d'énergie est concentré dans une bande de fréquences spatiales donnée. Pour notre étude du bruit comme pour nos applications en visualisation, nous avons donc intérêt à utiliser des stimuli simples pour lesquels ces caractéristiques spectrales peuvent facilement être manipulées.

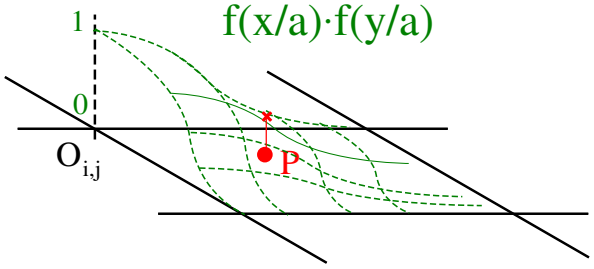
Parmi les nombreux algorithmes pouvant être utilisés pour générer des textures à partir de bruit de Perlin, nous utiliserons donc une formule simple réalisant une somme pondérée de plusieurs bruits de Perlin bidimensionnels de fréquences différentes. Cette technique très répandue, connue sous le nom de *bruit de Perlin*



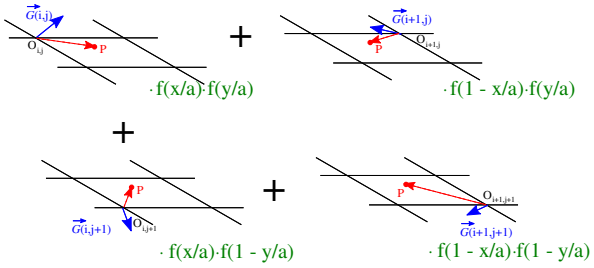
On cherche à calculer le bruit de Perlin en un point P de coordonnées $(a \cdot i + x, a \cdot j + y)$. On commence par lire la valeur des gradients aléatoires associés aux sommets de la maille : $\vec{G}(i,j)$, $\vec{G}(i+1,j)$, $\vec{G}(i,j+1)$ et $\vec{G}(i+1,j+1)$.



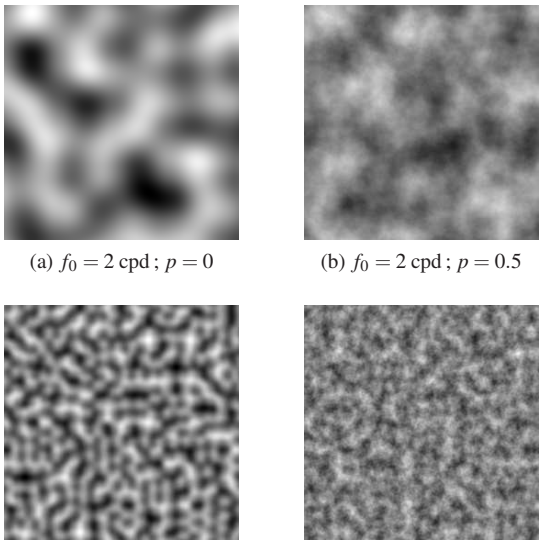
Pour chacun de ces sommets, on réalise le produit scalaire du gradient associé et du vecteur allant du sommet au point P. On calcule ainsi la contribution $n_{i,j}(P)$ de chaque gradient au calcul du bruit.
Par exemple, pour le sommet $O_{i,j}$, on calcule $n_{i,j}(P) = \vec{G}(i,j) \cdot \vec{O_{i,j}P}$.



On affecte cette contribution d'un coefficient calculé par une fonction d'amortissement (*fading*) f qui donne à chaque gradient un poids d'autant plus élevé que le point P est rapproché du sommet correspondant.
Pour le sommet $O_{i,j}$, on calcule : $n_{i,j}(P) \cdot f(x/a) \cdot f(y/a)$.



On réalise la somme pondérée des contributions de tous les sommets pour calculer la valeur du bruit.



(a) $f_0 = 2$ cpd ; $p = 0$ (b) $f_0 = 2$ cpd ; $p = 0.5$

(c) $f_0 = 8$ cpd ; $p = 0$ (d) $f_0 = 8$ cpd ; $p = 0.5$

FIGURE 3.4: Exemples de textures de bruit de Perlin multioctave pour quelques valeurs de f_0 et p.

multioctave, permet de contrôler facilement l'apparence du bruit – et ses caractéristiques spectrales – au moyen de deux paramètres.

Soit $N_f(x,y)$ la fonction donnant la valeur calculée par l'algorithme de Perlin avec la fréquence f au point de coordonnées (x,y). Nous générons des textures à base de Bruit de Perlin en utilisant la fonction suivante :

$$n_{f_0,p}(x,y) = \sum_{i=0}^{I} p^i N_{2^i f_0}(x,y) \tag{3.2}$$

Avec $I = \lfloor -log_2(f_0) - 1 \rfloor$

Le paramètre f_0, homogène à une fréquence spatiale, que nous nommons *fréquence fondamentale*, est un paramètre d'échelle global qui influe sur la fréquence de tous les bruits de Perlin utilisés et donc sur la taille de l'ensemble des motifs générés. D'un point de vue spectral, f_0 influe sur la position du maximum de densité d'énergie. f_0 s'exprime en cycles par pixel (pix^{-1}) dans la définition algorithmique du bruit, mais est généralement donnée en cycles par degrés (cpd) pour les applications en perception et en visualisation, la conversion entre les deux unités étant triviale dès lors que la résolution d'affichage (en pix$/^\circ$) est connue.

Le paramètre p, sans dimension et généralement choisi dans $[0;1[$, que nous appellons *persistence*, détermine la richesse spectrale de la texture. Pour $p = 0$, la fonction n se réduit au bruit de Perlin élémentaire de fréquence f_0 et aura donc la majeure partie de son spectre d'énergie concentré autour de cette fréquence. Pour des valeurs supérieures de p, on ajoute à ce bruit de fréquence f_0 des *octaves*, c'est à dire des bruits de fréquences $2f_0$, $4f_0$, etc. avec un poids plus réduit dépendant de la valeur de p.

La valeur de I permet d'assurer que l'octave de fréquence la plus élevée a au plus une fréquence de $f_0 * 2^{-log_2(f_0)-1} = \frac{f_0}{2f_0} = 0.5$ pix^{-1}, soit un pas de grille d'au moins 2 pixels. Cela est souhaitable étant donné qu'un bruit de Perlin calculé sur une grille d'un pas de 1 pixel ou moins ne permet pas à l'interpolation polynomiale d'être exploitée et donne un résultat analogue à du bruit blanc (seul le caractère aléatoire de la grille de gradients s'exprime).

Quelques exemples de textures de bruit de Perlin multioctave sont montrées en figure 3.4.

CHAPITRE 4

Sensibilité au contraste des stimuli de luminance

Beaucoup de travaux en visualisation scientifique cherchent à mettre au point de nouvelles primitives graphiques pour coder des informations. En termes de perception visuelle, cela se traduit par la présentation aux utilisateurs de visualisation, dans un environnement plus ou moins contrôlé, de stimuli visuels nouveaux. Le comportement du système visuel humain face à ces nouveaux stimuli est souvent mal connu, et l'un des intérêts de l'approche perceptive en visualisation consiste à pouvoir utiliser les connaissances et les méthodes issues de la perception visuelle pour étudier ce comportement et conclure sur les forces, les limites et les utilisations optimales de ces nouvelles visualisations.

Un point essentiel dans cette étude est de déterminer les conditions de détection des primitives visuelles utilisées. Il est nécessaire de savoir dans quelles conditions un motif sera perçu par le système visuel humain, et dans quelles conditions cette perception n'aura pas lieu.

1 Mesure du contraste de luminance

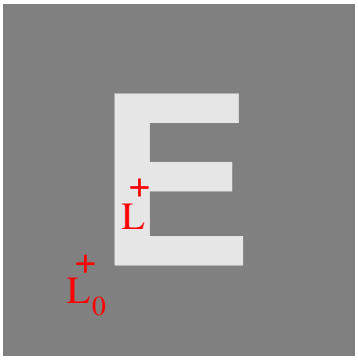
En vision, la notion de contraste spatial fait référence à la différence de propriétés visuelles (essentiellement la luminance et la teinte) qui rendent un objet discernable des autres objets et de l'arrière plan. Le contraste temporel correspond de façon analogue à une variation de propriétés visuelles au cours du temps. C'est le contraste d'un stimulus avec son environnement, et non la stimulation pure, qui le rend potentiellement détectable par le système visuel.

La capacité à détecter un contraste de luminance est appelée sensibilité au contraste. Les caractéristiques de cette capacité sont l'objet d'études anciennes. Dès le 19$^{\text{ème}}$ siècle, Weber et Fechner ont postulé, dans la loi qui porte leur nom, que pour les processus perceptifs (quelle que soit la modalité, visuelle ou autre), "la sensation (S) varie comme le logarithme de l'excitation (I)" :

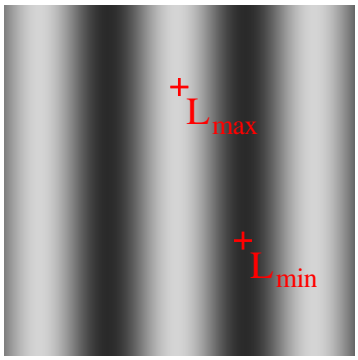
$$S = k \times \log(I) \tag{4.1}$$

soit en différenciant :

$$\Delta S = k \times \frac{\Delta I}{I} \tag{4.2}$$



(a) Contraste de Weber : $C_w = \frac{L-L_0}{L_0}$



(b) Contraste de Michelson : $C_m = \frac{L_{\max}-L_{\min}}{L_{\max}+L_{\min}}$

FIGURE 4.1: Définitions du contraste de Weber et du contraste de Michelson. Le contraste de Weber (4.1a), dont l'expression découle directement de la loi de Weber (4.2), est bien adapté pour décrire de façon simple le contraste d'un stimulus de luminance constante sur un fond uniforme. Le contraste de Michelson (4.1b) permet de définir le contraste d'un stimulus en niveaux de gris comme les motifs sinusoïdaux ou les patchs de Gabor.

Cette loi implique qu'une variation ΔS de sensation, qui peut être par exemple le seuil de détection, correspond non pas à une simple variation ΔI d'intensité, mais à un rapport, appelé *fraction de Weber*, d'expression $\frac{\Delta I}{I}$.

La loi de Weber ne représente qu'une approximation du comportement des sens humains pour la détection de contraste. Stevens proposa par la suite une formule plus générale [Ste57], basée sur une fonction puissance, modélisant le comportement de nombreux processus perceptifs.

Ces modélisations très générales ont été proposées dans l'idée de trouver des mécanismes invariants permettant une étude quantitative des phénomènes perceptifs, et jettent ainsi les bases de la psychophysique. Dans le cas plus particulier de la détection de stimuli visuels de luminance, nous retenons que la capacité du système visuel à détecter un stimulus dépend du contraste de ce stimulus, défini comme le rapport entre une différence de luminance ΔI et une luminance de référence I.

Plusieurs expressions permettent de définir une valeur du contraste et sont adaptées à des situations différentes (voir fig. 4.1). Nous utilisons le contraste de Michelson ([Mic62] ; 4.1b). Ce contraste est bien adapté aux stimuli en niveaux de gris qui comprennent à la fois des zones sombres et des zones claires, et est utilisé très couramment en psychophysique pour étudier de tels stimuli.

2 La sensibilité au contraste de luminance

L'étude de la sensibilité au contraste fait intervenir la notion de *seuil de sensibilité au contraste*, qui correspond au contraste minimal à partir duquel le système visuel humain est capable de détecter un stimulus dans des conditions données. Ce seuil T peut être exprimé tel quel, ou bien plus couramment en unités logarithmiques $T_{dB} = 20 \cdot \log_{10}(T)$. On définit également une grandeur associée, la sensibilité $S = 1/T$. Une sensibilité S élevée au contraste correspond donc à un seuil T bas (proche de 0), et à un seuil en décibels T_{dB} bas (fortement négatif).

La perception visuelle humaine ne se comportant pas de manière déterministe mais stochastique et pouvant faire intervenir des effets subliminaux, ce seuil ne peut être déterminé de façon absolue. On ne peut mesurer que la valeur du contraste qui permet au sujet d'atteindre un certain niveau de performance dans une expérience psychophysique donnée. Ainsi, un seuil de sensibilité à 80% correspond à la valeur du contraste pour laquelle un observateur donne la bonne réponse dans la tâche de détection dans 80% des cas. Il est donc nécessaire, avant de comparer les seuils de sensibilité provenant de jeux de données différents, de s'assurer qu'ils sont évalués à la même probabilité et avec des tâches psychophysiques identiques ou comparables.

La sensibilité au contraste dépend d'une part des caractéristiques du stimulus et du contexte dans lequel il est présenté, et d'autre part de l'observateur, une grande variété inter-individuelle étant présente. Ces deux facteurs ont fait l'objet de nombreuses études.

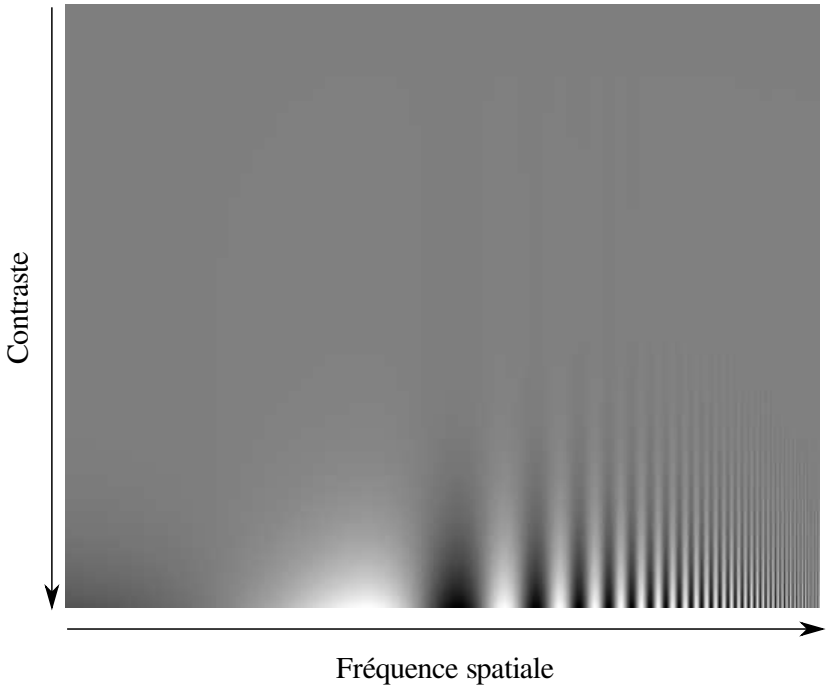


FIGURE 4.2: Diagramme explicitant la notion de fonction de sensibilité au contraste. Pour des fréquences spatiales moyennes, le motif est visible jusqu'à un contraste faible, ce qui dénote une sensibilité au contraste élevée. Pour des fréquences spatiales extrêmes (particulièrement faibles ou élevées), il n'est détectable que pour un contraste fort, ce qui indique une sensibilité plus faible.

2.1 Sommation spatiale du contraste des petits stimuli : la loi de Riccò

Les premières recherches sur l'influence des caractéristiques du stimulus sur la sensibilité ont pour origine l'idée intuitive que de grands stimuli devraient être plus faciles à détecter que des petits. Ce postulat a donné lieu à la loi empirique de Riccò, qui s'énonce :

$$T = \frac{K}{A} \tag{4.3}$$

où T est le seuil de sensibilité au contraste, A l'aire du stimulus et K une constante.

Cette relation décrit la sommation de l'information de contraste à un niveau local et n'est valable pour des stimuli d'une taille inférieure à celle d'un champ récepteur du système visuel [Sch04]. Elle ne constitue pas un modèle viable de l'intégration spatiale du contraste pour des stimuli plus étendus.

2.2 Sélectivité à certaines fréquences spatiales : la fonction de sensibilité au contraste

La modélisation de la sensibilité au contraste pour des stimuli étendus et complexes fait intervenir l'analyse harmonique des stimuli visuels. Les premiers travaux en ce sens ont montré que la sensibilité au contraste pour des stimuli periodiques varie en fonction de la fréquence spatiale selon une fonction particulière (voir fig. 4.2) appelée *fonction de sensibilité au contraste* [Sch56]. Des recherches ultérieures [CR68] indiquent que la sensibilité au contraste d'un stimulus donné dépendait fortement des fréquences spatiales présentes dans la décomposition de Fourier ce stimuli.

La fonction de sensibilité au contraste est la fonction qui, pour un observateur, une famille de stimuli periodiques et des conditions expérimentales données, associe à la fréquence spatiale du stimulus le seuil de sensibilité au contraste correspondant. L'étude de la fonction de sensibilité au contraste porte principalement sur les stimuli construits sur la base de fonctions sinusoïdales, comme les motifs de Gabor. Pour ces stimuli, la fonction de sensibilité au contraste a été mesurée dans de nombreux travaux de psychophysique [CR68, Kel79a, RG81], qui mettent en évidence un comportement passe-bande du système visuel : la sensibilité est faible pour

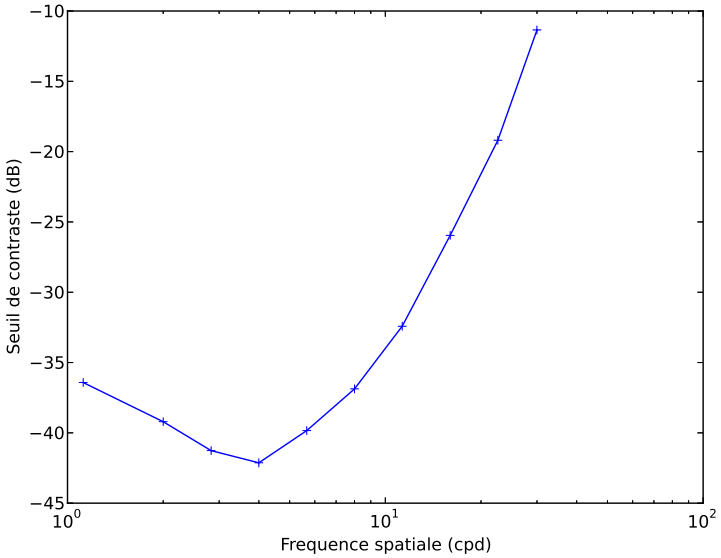


FIGURE 4.3: Exemple de fonction de sensibilité au contraste. Valeurs moyennes pour 16 observateurs des seuils de sensibilité à 84% mesurés pour des motifs de Gabor présentés en vision fovéale. (Données : projet ModelFest [Wat99])

les basses fréquences, augmente jusqu'à atteindre un maximum vers 4 cycles par degré, et décroît rapidement pour des fréquences supérieures (fig. 4.3).

Ce comportement général se retrouve dans la plupart des études de la fonction de sensibilité au contraste, mais des différences importantes apparaissent toutefois entre les différentes mesures. De nombreux travaux ont donc été menés pour expliquer cette variabilité, et ont mis en évidence l'influence de plusieurs facteurs :

- Le niveau de luminance : Le niveau global de luminance utilisé pour mesurer la fonction de sensibilité détermine le type de photorécepteurs utilisés pour la perception visuelle et a une influence sur la sensibilité au contraste. Le comportement décrit précédemment représente le comportement du système visuel en vision photopique. Pour des niveaux de luminance plus faible, la forme qualitative de la courbe est la même mais les sensibilités sont plus faibles et le maximum de sensibilité est mesuré pour une fréquence spatiale moins élevée [RG81], autour de 1 cpd pour une luminance de 0.05 cd/m^2.
- L'orientation des stimuli : Il a été montré que sauf pour des fréquences spatiales très basses, le comportement du système visuel humain n'est pas isotrope : les performances de détection sont meilleures pour des stimuli orientés selon les axes horizontal et vertical que pour les autres orientations [CKL66, App72]. Cet "effet oblique" ne peut s'expliquer par des facteurs optiques ou rétiniens et serait d'origine corticale.
- L'excentricité rétinienne : Quelles que soient les fréquences spatiales considérées, la sensibilité décroît avec la distance entre le lieu de présentation du stimulus au point de fixation [WG77, RG81].

Outre ces paramètres dépendant du stimulus et de son mode de présentation, toutes les études font apparaître une variation inter-individuelle significative dans la sensibilité au contraste. Cette sensibilité varie en particulier au cours de la vie, la sensibilité étant sensiblement inférieure, en particulier pour les hautes fréquences, chez les jeunes enfants [ABM77] et lors du vieillissement [EWM90]. De plus, il a été montré que la fonction de sensibilité au contraste est affectée de façon caractéristique par certaines pathologies du système visuel [BW72, WABW80, RRGM81]. Ces travaux permettent d'utiliser la mesure de la fonction de sensibilité au contraste comme un instrument de diagnostic en ophtalmologie [BWC80, SO03].

2.3 Structure en canaux fréquentiels du système visuel

Au delà de la simple étude des différentes caractéristiques et limitation de la perception du contraste de luminance, des travaux ont été effectué pour déterminer l'origine de ces différences de sensibilité et étudier l'organisation générale du système visuel pour le traitement de ces stimuli. On fait pour cela appel à un paradigme

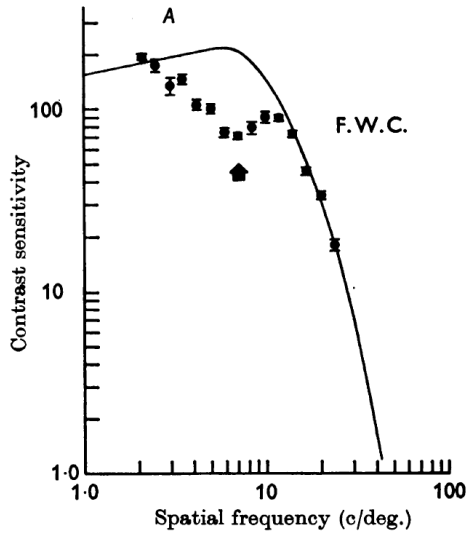


FIGURE 4.4: Fonction de sensibilité au contraste d'un sujet préalablement adapté à une grille sinusoïdale de fréquence $f = 7.1cpd$. La fonction de sensibilité au contraste sans adaptation est montrée en trait plein, les mesures après adaptation sont représentées par les points. Adapté de [BC69].

d'adaptation.

L'adaptation est un phénomène qui peut être décrit comme une baisse temporaire de l'intensité de la réponse provoquée par un stimulus après la présentation de ce stimulus de façon continue pendant une certaine période. Elle est présente dans la plupart des domaines de la perception humaine, y compris pour divers aspects de la modalité visuelle (voir par exemple [Pal99, section 1.1.3]). L'adaptation permet de comprendre dans quelle mesure plusieurs stimuli sont traitées par les mêmes systèmes perceptifs ou par des voies différentes. En adaptant la perception à un stimulus donné et en analysant s'il existe ou non un impact sur la perception pour un autre stimulus, on peut déterminer dans quelle mesure ces deux stimuli font l'objet de traitements indépendants par le système visuel.

C'est cette méthode qui a été utilisée par Blakemore et Campbell [BC69]. Leur expérience consiste à adapter le système visuel à un stimulus sinusoïdal d'une fréquence spatiale f donnée, puis à mesurer la fonction de sensibilité au contraste pour d'autres fréquences.

Les résultats de cette expérience (fig. 4.4) montrent que l'adaptation n'entraîne une baisse de la sensibilité au contraste que pour la fréquence spatiale adaptée et les fréquences immédiatement voisines. La sensibilité au contraste pour des stimuli de fréquences sensiblement plus élevée ou plus basse n'est pas affectée.

Des résultats similaires ont été obtenus pour l'orientation angulaire des stimuli : l'adaptation à un stimulus de contraste de luminance orienté selon une orientation donnée n'entraîne, à fréquence spatiale égale, une baisse de sensibilité que pour des stimuli d'une orientation similaire [BN71].

Ces résultats indiquent que le traitement de stimuli de contraste de luminance serait effectué par une structure organisée en canaux parallèles, chaque canal étant sélectif à une fréquence spatiale et une orientation donnée et répondant à des stimuli correspondant. L'existence des canaux, postulés par la psychophysique, a été confirmée par des découvertes neurophysiologiques [DAT82, RHS97].

Les variations de sensibilité au contraste du système visuel selon les stimuli dépendraient donc de la réponse de chaque canal à chaque stimuli, et de la façon dont les informations provenant des différents canaux sont intégrées à l'issue de ce traitement parallèle. Ces processus ont fait l'objet de nombreux travaux de modélisation [Qui74, MS01, WA05].

CHAPITRE 5

Mesure de la sensibilité au contraste de stimuli à base de bruit de Perlin

Pour comprendre comment le bruit de Perlin peut être utilisé pour des applications de visualisation, il est indispensable de comprendre comment les stimuli à base de bruit de Perlin sont perçus et détectés par le système visuel humain. L'état de l'art de la recherche sur la perception visuelle de stimuli de luminance nous donne des informations précieuses pour anticiper ce comportement et pour guider notre travail, mais ne permet pas de répondre précisément et quantitativement à cette problématique.

Nous avons donc réalisé une expérience de psychophysique pour déterminer des seuils de sensibilité au contraste pour des stimuli de bruit de Perlin. Dans ce chapitre, nous décrivons ce travail expérimental et présentons ses résultats.

1 Description de l'expérience

Comme nous l'avons montré dans le chapitre précédent, de nombreux travaux se sont déjà intérressés à la sensibilité au contraste du système visuel humain pour des stimuli variés. L'un de ces travaux est le projet ModelFest [CKT+99], qui a abouti à une base de données regroupant des seuils de sensibilité au contraste pour 43 stimuli différents, certains très simples comme une fonction gaussienne ou un motif de Gabor, d'autres plus complexes comme des regroupements de motifs de Gabor, du bruit binaire ou une image naturelle. Cette base de données est issue d'expériences réalisées en collaboration par des chercheurs en vision de multiples laboratoires, et les articles la présentant [CKT+99, Wat00] ainsi que le site web du projet [Wat99] définissent une méthodologie de référence pour mesurer la sensibilité au contraste pour tout stimulus de luminance.

Nous avons décidé de suivre cette méthode pour notre expérience. En effet, cela nous permet d'une part d'utiliser un cadre expérimental déjà testé et validé, et d'autre part de comparer directement nos résultats à ceux obtenus pour d'autres types de stimuli.

De plus, les données ModelFest ont été utilisées pour proposer des modèles computationnels de détection du contraste spatial [Wat00, WA05], capables de prédire le seuil de sensibilité pour un stimulus de luminance donné. Utiliser ces modèles sur des stimuli à base de bruit de Perlin et comparer le résultat avec nos mesures nous permettra de valider et d'étendre nos résultats expérimentaux, comme nous le verrons au chapitre 6.

1.1 Stimuli de luminance utilisés

Dans cette expérience, nous nous intéressons à la sensibilité au contraste de luminance pour des stimuli construits à partir du bruit multioctave bidimensionnel décrit en 4.1 dont l'apparence est contrôlée par deux paramètres, la fréquence fondamentale f_0 et la persistence p, qui définissent un espace bidimensionnel.

Il est souhaitable d'explorer cet espace avec une résolution la plus élevée possible de façon à connaître la fonction de sensibilité au contraste avec un bon niveau de détail. Nous devons toutefois limiter le nombre de points (f_0, p) étudiés en raison des contraintes expérimentales liées aux sujets. En effet, le dispositif expérimental impose de fixer un écran de façon continue dans un environnement peu lumineux, ce qui est fatiguant et désagréable pour les participants. Au delà de 45 minutes, les sujets deviennent trop fatigués pour réaliser correctement la tâche. Notre protocole expérimental, que nous décrivons plus loin, demande 30 essais pour déterminer un seuil de sensibilité, chaque essai durant environ 5 secondes. Cela limite donc le nombre de points à $n_{max} = (45 \times 60)/(30 \times 5) = 18$ environ.

Nous avons choisi d'étudier cette sensibilité pour 4 valeurs de chaque paramètre : $f_0 \in \{2;4;8;16\}$ cpd et $p \in \{0;0.25;0.5;0.75\}$. Notre expérience mesure donc la sensibilité au contraste pour 16 points (f_0, p) de l'espace de paramètres du bruit de Perlin multioctave. Ainsi, l'expérience comprend $16 \times 30 = 480$ essais, et dure environ 40 minutes.

Génération d'un tableau bidimensionnel à partir de bruit de Perlin

Pour les besoins de l'expérience, nous avons implémenté l'algorithme du bruit de Perlin ainsi que la sommation multioctave définie par l'équation 3.2 sous la forme d'un programme en Python. Ce programme est capable de générer, à partir d'un couple de paramètres (f_0, p), un tableau bidimensionnel d'une taille arbitraire contenant un bruit de fréquence fondamentale f_0 et de persistence p.

Construction de stimuli de luminance

La méthodologie décrite dans le projet ModelFest [Wat99] impose d'utiliser pour la mesure de la sensibilité au contraste des stimuli d'une taille de 256*x*256 pixels, visualisés avec une résolution de 120 pix/°, avec une luminance moyenne de $L_0 = 30 \pm 5$ cd/m^2. Par ailleurs, pour éviter que le stimulus carré affiché sur un fond uni n'introduise artificiellement une discontinuité de luminance brutale au niveau des bords de l'image, la plupart des stimuli utilisés dans le projet utilisent un masque gaussien de paramètre $\sigma = 0.5°$ (soit en pixels $\sigma_p = 0.5 \cdot 120 = 60$ pix). Nous utilisons un masque similaire.

En partant de la fonction $n_{f_0,p}(x,y)$ définie précédemment, pour générer un stimulus de luminance de fréquence fondamentale f_0, de persistence p et de contraste c, nous procédons de la façon suivante :

Pour tout point $(x,y) \in \{0,...,255\}^2$:

On définit d'abord une grille de bruit G à partir de la fonction $n_{f_0,p}(x,y)$:

$$G_{x,y} = n_{f_0,p}(x,y) \tag{5.1}$$

On normalise ce bruit de façon à ce qu'il prenne des valeurs dans $[-1;1]$ et soit de moyenne nulle :

$$Gn_{x,y} = \frac{2(G_{x,y} - < G >)}{G_{max} - G_{min}} \tag{5.2}$$

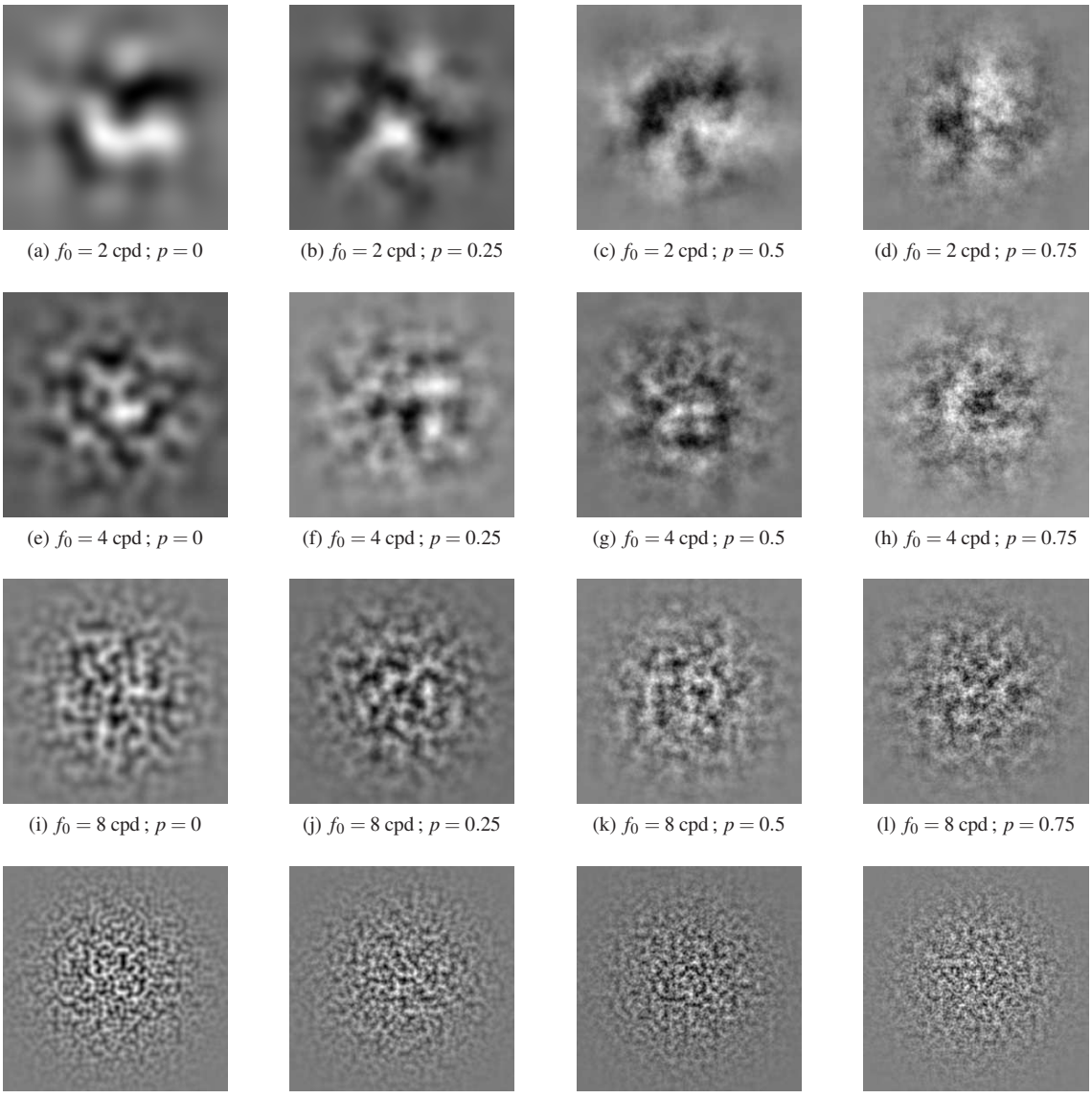
On applique à ce bruit normalisé le masque gaussien :

$$Gm_{x,y} = Gn_{x,y} \cdot M(x,y) \tag{5.3}$$

Où M est une fonction gaussienne bidimensionnelle centrée sur le stimulus, de valeur maximum 1 et d'écart-type $\sigma_p = 60$ pix :

$$M(x,y) = e^{\frac{-(x-127.5)^2-(y-127.5)^2}{2\sigma_p^2}} \tag{5.4}$$

A partir de ce tableau Gm, du contraste de luminance désiré c et de la luminance moyenne $L_0 = 30$ cd/m^2 on génère une image de luminance :



(a) $f_0 = 2$ cpd ; $p = 0$ (b) $f_0 = 2$ cpd ; $p = 0.25$ (c) $f_0 = 2$ cpd ; $p = 0.5$ (d) $f_0 = 2$ cpd ; $p = 0.75$

(e) $f_0 = 4$ cpd ; $p = 0$ (f) $f_0 = 4$ cpd ; $p = 0.25$ (g) $f_0 = 4$ cpd ; $p = 0.5$ (h) $f_0 = 4$ cpd ; $p = 0.75$

(i) $f_0 = 8$ cpd ; $p = 0$ (j) $f_0 = 8$ cpd ; $p = 0.25$ (k) $f_0 = 8$ cpd ; $p = 0.5$ (l) $f_0 = 8$ cpd ; $p = 0.75$

(m) $f_0 = 16$ cpd ; $p = 0$ (n) $f_0 = 16$ cpd ; $p = 0.25$ (o) $f_0 = 16$ cpd ; $p = 0.5$ (p) $f_0 = 16$ cpd ; $p = 0.75$

FIGURE 5.1: Exemples de stimuli aléatoires à base de bruit de Perlin utilisés pour les 16 couples (f_0, p) étudiés, montrés ici avec un contraste maximal. Chaque stimulus est présenté de façon à occuper un espace de 256x256 pix à une résolution de 120 pix$/^\circ$, et occupe donc une hauteur et une largeur de 2.133° du champ visuel.

$$L_{x,y} = L_0(1 + c \cdot Gm_{x,y}) \tag{5.5}$$

Le tableau $L_{x,y}$ définit alors, pour tout $(x,y) \in \{0,...,255\}^2$, la luminance qui doit être attribuée au pixel de coordonnées (x,y) lors de l'affichage du stimulus. En effet, le contraste de Michelson [Mic62] du stimulus vaut bien alors : $\frac{L_{max}-L_{min}}{L_{max}+L_{min}} = \frac{L_0(1+c)-L_0(1-c)}{L_0(1+c)+L_0(1-c)} = c$.

Des exemples de ces stimuli, avec un contraste maximal, pour les 16 couples (f_0, p) sont montrés en figure 5.1.

1.2 Protocole expérimental

Pour définir notre protocole expérimental, nous avons à nouveau respecté le protocole défini par le projet ModelFest [Wat99].

Matériel utilisé et dispositif expérimental

Les stimuli décrits précédemment sont affichés sur un écran d'ordinateur LCD 70 Hz avec une taille de pixel de 0.295 mm, positionné à une distance de 2 m des sujets, ce qui permet d'obtenir une résolution de 120 pix/°. Les sujets regardent les stimuli en vision binoculaire et avec des pupilles naturelles.

Les stimuli sont présentés au centre de l'écran, dans des conditions d'éclairage contrôlées. Avant l'expérience, la réponse en luminance de l'écran a été caractérisée en utilisant un luminance-mètre Konica Minolta LS-100. Les valeurs recueillies ont ensuite été utilisées pour calculer des tables mettant en correspondance chaque valeur de luminance possible avec la valeur tristimulus RGB correspondante. Les images affichées sont en niveau de gris, bien que nous utilisions la technique de *bit-stealing* décrite par Tyler [Tyl92] pour augmenter artificiellement le nombre de valeurs de luminance possible et ainsi réaliser des mesures plus précises. Quatre marques de fixation en forme de L sont affichés en permanence aux coins de la zone d'affichage des stimuli durant les essais. En dehors de cette zone, l'écran reste uniformément gris, avec une luminance égale à la luminance moyenne des stimuli $L_0 = 30\,\mathrm{cd/m^2}$.

L'ensemble de l'expérience a été pilotée par un programme écrit en langage Python, exécuté sur micro-ordinateur PC sous GNU/Linux. Ce programme fait un usage extensif de la bibliothèque NumPy pour toutes les opérations mathématiques, et du *framework* logiciel PsychoPy [Pei07] pour la présentation des stimuli.

Description des essais

L'expérience est constituée d'essais, construits selon un protocole psychophysique 2IFC (*two intervals forced choice* : deux fenêtres temporelles successives sont définies par des signaux sonores, le stimulus peut être présenté durant l'un ou l'autre de ces intervalles, et on demande au sujet de répondre s'il a perçu le stimulus durant le premier ou le second intervalle de temps. Si le stimulus est trop faible pour être détecté, les performances des sujets sont au niveau du hasard (50% de bonnes réponses) ; s'il est perceptible, elles sont supérieures. Cela permet, en variant le contraste d'un stimulus entre les essais, de déterminer un seuil de sensibilité pour ce stimulus.

Avant chaque essai, l'ordinateur détermine aléatoirement si le stimulus sera affiché dans le premier ou le second intervalle de présentation. Un essai se déroule ensuite de la façon suivante :

1. Pendant 1000 ms (fixation initiale), l'écran affiche uniquement des marques de fixation (quatre motifs en forme de L aux quatre coins du stimulus), qui resteront visibles durant tout l'essai. Durant les dernières 100 ms, un bip est émis ;
2. Pendant 500 ms (premier intervalle de présentation), soit le stimulus est affiché, soit rien ne se passe (seules les marques de fixation restent visibles) ;
3. Pendant 700 ms (intervalle inter-stimulus), seules les marques de fixation sont visibles. Durant les dernières 100 ms, un bip est à nouveau émis ;
4. Pendant 500 ms (second intervalle de présentation), soit le stimulus est affiché (si rien n'avait été affiché en 2), soit rien ne se passe (si le stimulus avait déjà été affiché en 2) ;
5. Les marques de fixation disparaissent et un texte demande au sujet si le stimulus a été présenté après le premier ou le second bip.

Cette séquence est détaillée en figure 5.2. Un retour est donné au sujet sur sa réponse (correcte ou erronée) après chaque essai.

Comme stipulé dans le protocole du projet ModelFest, l'évolution temporelle du contraste du stimulus lors de sa présentation est régie par une fonction gaussienne de paramètres $\sigma = 125$ ms et $\mu = 250$ ms, et de valeur maximale 1. Le stimulus apparaît donc progressivement, atteint sa valeur de contraste maximale (le contraste testé, c) après 250 ms, et disparaît ensuite progressivement.

Déroulement de l'expérience

Les performances des sujets sont utilisées pour ajuster une courbe psychométrique décrivant les performances humaines pour des tâches de détection. Les valeurs du contraste testées par les essais successifs pour un point (f_0, p) donné sont déterminées par la méthode adaptative Psi proposée par Kontsevich et Tyler [KT99]. Cette méthode utilise une description probabiliste des paramètres de la courbe psychométrique et choisit

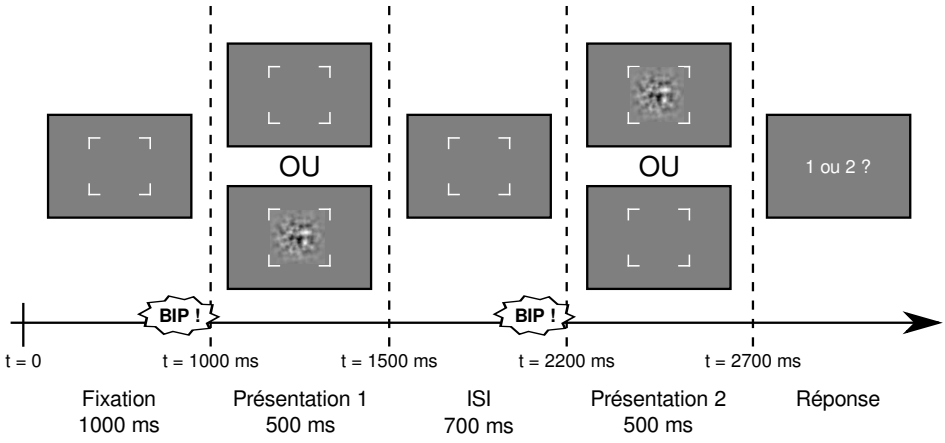


FIGURE 5.2: Déroulement d'un essai de l'expérience utilisant le protocole 2IFC.

pour chaque essai la valeur du contraste maximisant le gain d'information (la réduction d'entropie) sur ces paramètres.

Une expérience préliminaire a montré que, pour un point (f_0, p) donné, 30 essais permettent d'obtenir une estimation de la valeur de sensibilité d'une précision suffisante selon les spécifications du projet ModelFest. Chaque sujet soumis à l'expérience réalise donc 480 essais en tout. L'ordre de passage des essais correspondant aux 16 points (f_0, p) mesurés est aléatoire, et les sujets sont invités à réaliser une pause tous les 40 essais. La passation de l'expérience dure environ 40 minutes.

Participants

Sept sujets (6 hommes et 1 femme), âgés de 20 à 30 ans et ayant une vue normale (naturelle ou après correction) ont participé à l'étude. Tous étaient naïfs par rapport aux buts de l'expérience, et n'avaient pas d'expérience particulière des tests psychophysiques ou de perception. Un sujet supplémentaire fut contraint d'arrêter prématurément l'expérience suite à un incident technique ; les données incomplètes correspondantes n'ont pas été prises en compte dans les résultats.

Avant de passer l'expérience, un texte décrivant la tâche à réaliser était présenté aux sujets sur l'écran de l'ordinateur, ainsi qu'un exemple de stimulus. Ils étaient ensuite soumis à une courte phase d'entraînement, où ils devaient donner la bonne réponse pour 10 essais ne présentant pas de difficulté (contraste moyen à élevé). Les participants étaient donc bien informés sur la tâche à effectuer et devaient montrer qu'ils l'avaient comprise avant de passer l'expérience. Aucun n'a rapporté de difficulté particulière quant à l'étude, en dehors d'une certaine fatigue visuelle à la fin de l'expérience.

2 Résultats

Les résultats discutés par la suite correspondent au seuil de sensibilité à 84%, c'est-à-dire la valeur estimée du contraste de luminance correspondant à 84% de bonnes réponses. Elles peuvent donc être directement comparées à celle rapportées par les auteurs du projet ModelFest.

Les valeurs sont exprimées en décibels : $1\,\text{dB} = 20 \cdot log_{10}(c)$, où $c \in [0;1]$ est le contraste de Michelson. Une sensibilité élevée au contraste correspond donc à une valeur de c proche de 0, et à une sensibilité en décibels fortement négative.

2.1 Statistiques descriptives

Sur l'ensemble des sujets et des conditions expérimentales, les valeurs mesurées vont de -19.981 dB pour la sensibilité la plus faible à -38.295 dB pour la plus élevée. La moyenne globale de l'ensemble des valeurs mesurées est de -29.720 dB. Ces ordres de grandeur sont cohérents avec les mesures de sensibilité au contraste réalisés sur des stimuli comparables et avec un dispositif expérimental analogue. Par exemple, les données

collectées par le projet ModelFest publiées sur le site web [Wat99], montrent des sensibilités variant de -3.9 dB à -52.59 dB (pour des stimuli plus variés et nombreux mais de nature comparable).

Pour analyser plus en détail la variabilité des données collectées, nous adoptons la méthode développée par Watson et Ahumada [WA05]. Pour cela, nous noterons chaque seuil de sensibilité mesuré $t_{s,o}$, où $s = (1,\ldots,S)$ correspond au stimulus (l'un des 16 couples (f_0, p)) et $o = (1,\ldots,O)$ à l'observateur (l'un des 7 sujets de l'expérience). Nous appelons t_s la valeur moyenne des seuils de sensibilité pour le stimulus s sur tous les observateurs, t_o la valeur moyenne des seuils de sensibilité pour l'observateur o sur tous les stimuli, et $\hat{t}$ la moyenne globale de tous les seuils de sensibilité.

La variabilité brute entre les sujets peut être représentée par la moyenne quadratique des écarts de la sensibilité de chaque sujet à la sensibilité moyenne pour chaque stimulus :

$$RMS_0 = \sqrt{\frac{1}{SO}\sum_{s=1}^{S}\sum_{o=1}^{O}(t_{s,o} - t_s)^2} \tag{5.6}$$

Avec nos données, nous calculons $RMS_0 = 2.736$ dB. Cette valeur est assez élevée, ce qui est cohérent avec les barres d'erreur visibles sur les figures 5.3c et 5.3d. Cette variabilité élevée n'est pas surprenante dans la mesure où il est connu que la sensibilité globale au contraste diffère de façon significative entre individus [OS87]. Nous pouvons construire une autre mesure d'erreur prenant en compte cette variabilité, en soustrayant à chaque seuil $t_{s,o}$ la moyenne par observateur t_o et à chaque valeur moyenne par stimulus t_s la moyenne globale $\hat{t}$:

$$RMS_1 = \sqrt{\frac{1}{SO}\sum_{s=1}^{S}\sum_{o=1}^{O}((t_{s,o} - t_o) - (t_s - \hat{t}))^2} \tag{5.7}$$

Nous avons pour nos mesures $RMS_1 = 1.598$ dB. Cette erreur représente la part de la variabilité qui ne peut pas être expliquée par la seule variation inter-individuelle de la sensibilité moyenne. Avec la variabilité brute RMS_0, nous pouvons en déduire l'erreur associée aux différences de sensibilité moyenne des sujets :

$$RMS_{Obs} = \sqrt{RMS_0^2 - RMS_1^2} \tag{5.8}$$

Nous trouvons $RMS_{Obs} = 2.221$ dB, ce qui peut être considéré comme l'écart-type de la sensibilité des sujets pour notre expérience.

L'influence des différences inter-individuelles ayant été analysée, nous nous concentrons maintenant sur les seuils de sensibilité moyens par stimulus (t_s) pour étudier comment les paramètres du bruit de Perlin influent sur les performances de détection.

2.2 Sensibilité moyenne au bruit de Perlin

La valeur moyenne du seuil de sensibilité pour les 16 points (f_0, p) de l'espace de paramètres du bruit de Perlin sont présentés dans la figure 5.3a.

De façon prévisible, le paramètre de fréquence fondamentale (f_0) du bruit de Perlin produit un effet analogue au paramètre de fréquence spatiale des mesures de sensibilité au contraste, et la fonction de sensibilité au contraste se comporte qualitativement de façon semblable : la sensibilité est moyenne pour les basses fréquences, augmente jusqu'à atteindre un maximum pour des fréquences intermédiaires (autour de $f_0 = 4$ cpd d'après nos données), et chute pour des fréquences supérieures.

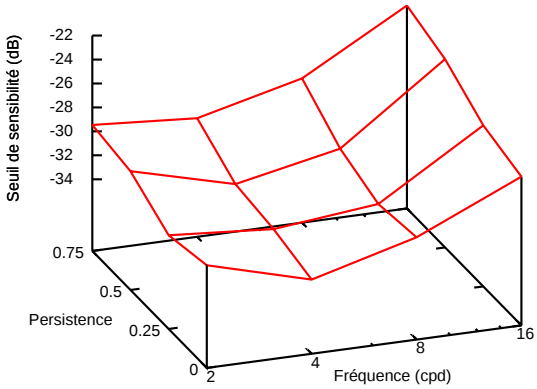
Ce comportement passe-bande se retrouve pour toutes les valeurs de p étudiées. On observe par ailleurs une décroissance de la sensibilité avec p quel que soit la valeur de f_0 considéré.

Nous observons donc deux effets des paramètres sur la sensibilité au contraste :

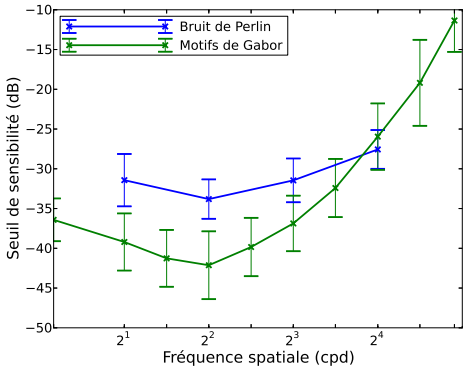
– Un comportement passe-bande par rapport à f_0 autour d'une valeur maximale située autour 4 cpd (fig. 5.3c) ;
– Un comportement passe-bas par rapport à p (fig. 5.3d).

2.3 Discussion des résultats

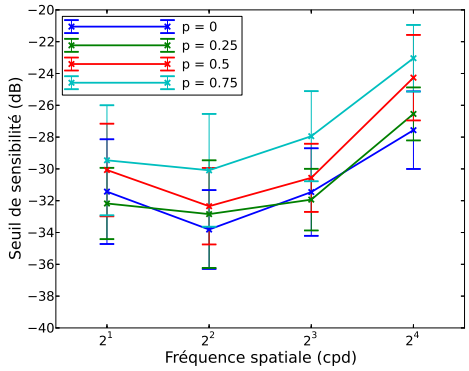
La comparaison de nos résultats aux données ModelFest décrivant la sensibilité au contraste pour des motifs de Gabor montre que la sensibilité est inférieure pour le bruit de Perlin, sauf dans les hautes fréquences (fig. 5.3b).



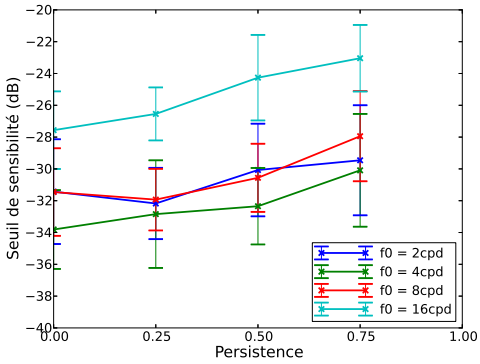
(a) Valeurs moyennes de sensibilité au contraste pour le bruit de Perlin



(b) Comparaison des seuils de sensibilité pour des motifs de Gabor (en vert ; données du projet ModelFest) et des stimuli de bruit de Perlin avec $p = 0$ (en bleu ; nos données).



(c) Comportement passe-bande de la sensibilité par rapport à f_0

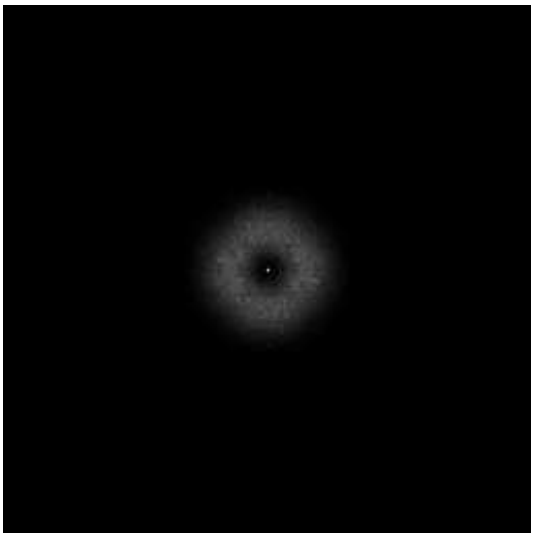


(d) Comportement passe-bas de la sensibilité par rapport à p

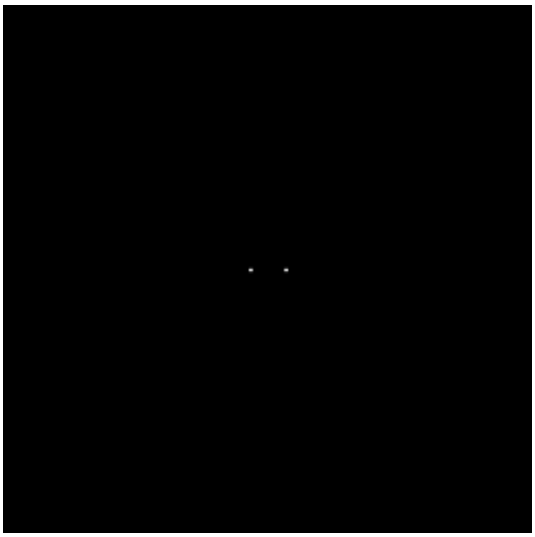
FIGURE 5.3: Résultats de notre étude psychophysique. Les données concernant le bruit de Perlin sont issues de notre expérience, les courbes et les barres d'erreur représentant la moyenne et l'écart-type des seuils de sensibilité individuels de nos 7 sujets. Les données concernant les motifs de Gabor en fig. 5.3b proviennent du jeu de données ModelFest, et les barres d'erreur représentent la moyenne et l'écart-type des seuils de sensibilité individuels des 16 sujets étudiés par le projet ModelFest.

Ce comportement peut tout d'abord s'expliquer par la densité spectrale de puissance des stimuli : les motifs de Gabor ont un spectre de puissance extrêmement compact, où toute l'énergie de contraste est concentrée autour de la fréquence spatiale de la fonction sinusoïdale servant de base au motif. Quand cette fréquence spatiale correspond au maximum de sensibilité du système visuel, des seuils particulièrement bas peuvent être mesurés. Les textures générées par le bruit de Perlin ont également un spectre de puissance concentré, eux, autour de leur fréquence fondamentale f_0, mais ce spectre est plus étalé. Par conséquent, même quand ce spectre est centré sur des fréquences spatiales correspondant à une sensibilité élevée, une partie importante de l'énergie de contraste est dirigée vers des canaux de fréquence moins sensibles, ce qui donne des seuils de contraste plus élevés. Ce comportement est accentué pour le bruit de haute persistence, où la sommation multioctave augmente la richesse spectrale du stimulus et augmente la part de l'énergie de contraste dirigée vers des canaux de haute fréquence, aux dépens des fréquences basses et moyennes.

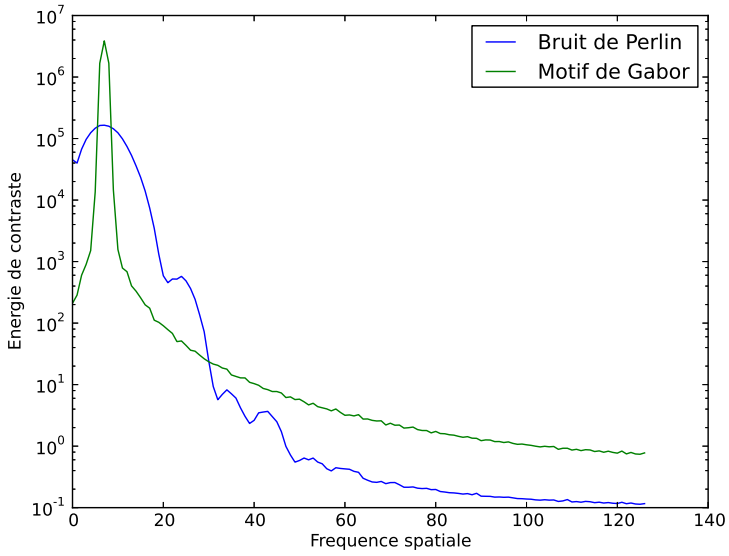
Nous pouvons également attribuer ces résultats aux autres caractéristiques des textures à base de bruit de Perlin : elles sont approximativement isotropes, hautement aléatoires (à la fois dans leur apparence et d'un point de vue statistique) et ont été développées de façon à imiter des textures naturelles. Or, les études précédentes sur la sensibilité au contraste montrent que la sensibilité est inférieure pour des stimuli isotropes et hautement aléatoires comme le bruit binaire [WA05, stimulus 35] que pour les motifs non aléatoires et hautement anisotropes habituellement utilisés comme stimuli dans la recherche sur la sensibilté au contraste. La même



(a)



(b)



(c)

FIGURE 5.4: Comparaison des spectres d'énergie de contraste pour un bruit de Perlin de persistence nulle (5.4a) et un motif de Gabor (5.4b) de fréquences spatiales équivalentes. La moyenne azimuthale des deux spectres est représentée en 5.4c et permet d'évaluer la contribution des différentes fréquences spatiales à l'énergie de contraste indépendemment de l'anisotropie du stimulus. On constate l'extrême compacité du spectre du motif de Gabor par rapport à celui du bruit de Perlin.

remarque peut être faite concernant les images naturelles [WA05, stimulus 43].

CHAPITRE 6

Confrontation des résultats avec les prédictions d'un modèle computationnel

Durant la conception de l'expérience décrite au chapitre précédent, nous nous sommes limités dans l'exploration de notre espace de paramètres de façon à ce que la durée de l'expérience reste acceptable pour les sujets. Les 16 points de l'espace de paramètre n'échantillonnent l'espace de paramètre du bruit de Perlin multioctave qu'avec une faible résolution, et ne nous permettent donc de tirer que des conclusions générales sur la forme de la fonction de sensibilité au contraste pour ces stimuli.

Une connaissance plus précise de l'influence des paramètres f_0 et p sur la sensibilité au contraste nous serait donc utile, en particulier pour appliquer cette étude en visualisation. Dans ce but, nous avons utilisé un modèle computationnel de sensibilité au contraste pour valider et étendre nos données expérimentales.

Les modèles computationnels de sensibilité au contraste tentent de simuler le comportement du système visuel pour une tâche de détection. Leur structure s'appuie sur nos connaissances de la physiologie du système visuel humain et des caractéristiques de sa sensibilité au contraste (voir ch.4), et leurs paramètres sont réglés de façon à reproduire les performances mesurées par les études expérimentales de détection de stimuli.

Le projet ModelFest rassemble des données sur le comportement du système visuel humain lors de la détection de stimuli de luminance dans le but de proposer de nouvelles modélisations. Plusieurs travaux ont été réalisés dans ce sens, visant à mieux comprendre le type de canaux présents dans le système visuel [CT00] ou à étudier la façon dont l'information de contraste est intégrée dans les domaines spatial et spectral [CTW+00]. Des efforts ont également été faits pour mettre au point un modèle général de sensibilité au contraste, capable de prédire un seuil de sensibilité pour n'importe quel stimulus de luminance [Wat00, WA05].

Dans leur article de 2005 [WA05], Watson et Ahumada construisent plusieurs modèles généraux de ce type, les évaluent, les comparent et proposent deux modèles optimaux. Dans ce chapitre, nous allons utiliser l'un de ces deux modèles, appelé "Standard A", pour valider et étendre notre étude expérimentale. Nous décrivons d'abord le modèle et notre implémentation, puis nous l'utilisons pour calculer des seuils de sensibilité simulés pour des stimuli à base de bruit de Perlin analogues à ceux employés dans notre étude expérimentale. Après avoir vérifié la concordance des résultats expérimentaux et simulés, nous utilisons le modèle "Standard A" pour générer des données supplémentaires nous donnant une connaissance plus précise de la fonction de sensibilité au contraste dans l'espace de paramètre du bruit de Perlin.

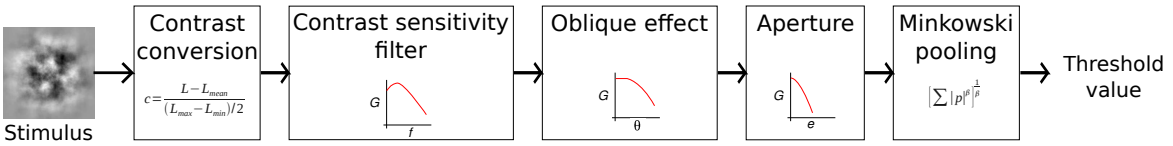


FIGURE 6.1: Description schématique du modèle "Standard A" de Watson & Ahumada..

1 Le modèle "Standard A" de Watson & Ahumada

Le modèle "Standard A", comme tous les modèles décrits par les auteurs, possède une structure modulaire décrite dans la figure 6.1. Chaque module correspond à une caractéristique différente de la réponse du système visuel humain que le modèle tente de simuler.

Ces modules sont les suivants :

- La *conversion de contraste* transforme l'image de luminance en niveaux de gris en stimulus de contraste ;
- Le *filtre fréquentiel isotrope* filtre le stimulus de façon à prendre en compte la sensibilité du système visuel aux différentes fréquences spatiale ;
- Le *filtre d'effet oblique* ajoute un filtrage anisotrope modélisant la sensibilité supérieure du système visuel pour les motifs horizontaux et verticaux que pour les motifs obliques ;
- L'*ouverture spatiale* prend en compte la baisse de sensibilité avec l'excentricité rétinienne ;
- La *somme de Minkowski* intègre l'information de contraste sur l'ensemble du stimulus et calcule une valeur de seuil.

Ces modules sont régulés par des paramètres numériques (7 en tout), qui permettent, en utilisant des méthodes d'optimisation numérique, d'adapter la réponse du modèle à un jeu de données expérimentales de référence. Les auteurs ont ainsi utilisé les données ModelFest pour adapter obtenir leurs modèles standards.

Dans leur article [WA05], les auteurs discutent également l'utilité d'utiliser dans les modèles un sixième module, qui simulerait la structure en canaux fréquentiels du système visuel, bien établie par les études psychophysiques [BC69, SNR71]. Ils concluent que modéliser cette structure en canaux améliore certes la précision du modèle et de ses capacités de prédiction de façon significative, mais tout de même faible au regard de l'augmentatation de la complexité.

1.1 Description des modules

L'entrée du modèle est constituée par un stimulus de luminance en niveaux de gris. Il s'agit donc d'une grille de 256x256 pixels, chaque pixel de coordonnées (i, j) étant défini par une valeur de luminance $L(i, j) \in \mathbb{R}_+$

Conversion de contraste

La première étape du modèle consiste à transformer l'image de luminance en image de contraste de luminance, définie par :

$$C(i,j) = \frac{L(i,j) - < L(i,j) >}{< L(i,j) >} \tag{6.1}$$

où $< L(i,j) >$ représente la valeur moyenne de la luminance. Pour nos stimuli, cette valeur moyenne correspond à la luminance de l'arrière plan L_0. On obtient donc une image de contraste normalisée, où chaque pixel prend une valeur dans $[-1;1]$, où 1 représente la luminance maximale, -1 la luminance minimale et 0 la luminance moyenne L_0.

Filtre fréquentiel isotrope de sensbilité au contraste

Le deuxième module du modèle prend en compte les variations de la sensibilité du système visuel humain selon la fréquence spatiale des images observées.

Pour ce faire, on s'inspire des données expérimentales sur la fonction de sensibilité au contraste pour des stimuli simples monodimensionnels – abondantes dans la littérature psychophysique – pour proposer un modèle de cette fonction de sensibilité sous forme d'une fonction analytique avec plusieurs paramètres. Cette fonction

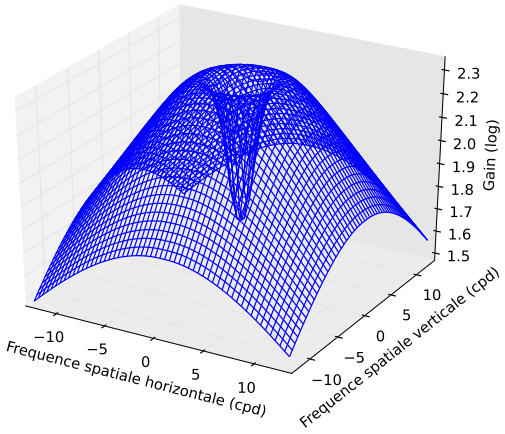


FIGURE 6.2: Filtre de sensibilité au contraste représenté dans le domaine fréquentiel.

analytique est ensuite échantillonnée sur un domaine fréquentiel bidimensionnel pour former un filtre à réponse impulsionnelle finie (voir figure 6.2).

Ce filtre peut ensuite être appliqué directement aux images de contraste en utilisant les transformées de Fourier discrètes bidimensionnelles directe et inverse.

Le comportement de ce filtre dépend entièrement de la fonction analytique utilisée pour modéliser la fonction de sensibilité au contraste. Les auteurs discutent et expérimentent 10 propositions différentes. Pour leur modèle “Standard A”, ils utilisent une fonction présentant d’excellents résultats et un nombre réduit de paramètre, qu’ils nomment *HPmH* :

$$S_{\mathrm{HPmH}}(f,G,f_0,f_1,a,p) = G\cdot\left(\mathrm{sech}[(f/f_0)^p] - a\cdot\mathrm{sech}[f/f_1]\right) \tag{6.2}$$

sech représentant la fonction sécante hyperbolique : $\forall x \in \mathbb{R}$, $\mathrm{sech}(x) = (\cosh(x))^{-1} = \frac{2}{e^x+e^{-x}}$

Cette fonction a cinq paramètres : un gain général G et quatre paramètres spécifiques au modèle f_0, f_1, a et p. Ces variables font partie des paramètres du modèle “Standard A” et sont adaptés en utilisant la base de données ModelFest.

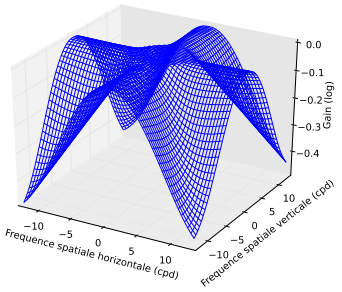
Filtre d’effet oblique

Les recherches sur la sensibilité au contraste ont mis en évidence, outre le comportement passe-bande sur les fréquences spatiales modélisé par la fonction de sensibilité au contraste, une anisotropie du traitement des stimuli de contraste : en dehors des basses fréquences où le comportement reste isotrope, la sensibilité au contraste décline beaucoup plus vite avec la fréquence spatiale pour des motifs obliques que pour des motifs alignés selon l’axe horizontal ou vertical. Cet “effet oblique” [App72], qui serait d’origine corticale [MM03], est modélisé dans une seconde étape de filtrage.

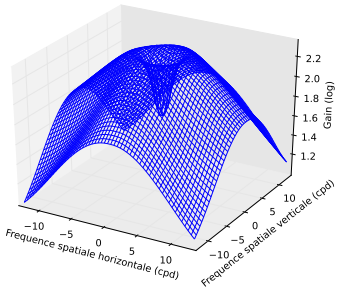
Le modèle adopté par les auteurs pour cet effet correspond à une décroissance exponentielle du gain avec la fréquence spatiale, selon un paramètre λ, pour les motifs d’orientation oblique, à partir d’une fréquence seuil γ :

$$O(f,\theta) = \begin{cases} 1 - \left(1 - \exp\left(-\frac{f-\gamma}{\lambda}\right)\right)\sin^2(2\theta) & \text{si } f > \gamma \\ 1 & \text{si } f \leq \gamma \end{cases} \tag{6.3}$$

Les données ModelFest ne contiennent pas suffisamment de données sur les stimuli obliques pour adapter avec précision les paramètres λ et γ, mais de nombreux autres travaux expérimentaux ont déjà exploré en profondeur cet effet. Les auteurs utilisent l’une de ces études [BKW75] pour fixer ces valeurs à $\lambda = 13.57$ cpd et $\gamma = 3.48$ cpd. Les paramètres λ et γ sont donc fixes et ne sont pas des paramètres libres pour l’adaptation du modèle au jeu de données ModelFest.



(a) Filtre d'effet oblique



(b) Filtre d'effet oblique et de sensibilité au contraste

FIGURE 6.3: Filtre d'effet oblique utilisé par le modèle "Standard A" (fig. 6.3a). En combinant ce filtre avec le filtre fréquentiel décrit précédemment (fig. 6.2), on obtient un filtre de sensibilité au contraste et d'effet oblique (fig. 6.3b)

Tout comme le filtre fréquentiel isotrope, ce filtre peut également être réalisé dans le domaine fréquentiel bidimensionnel (fig. 6.3a). On peut donc, en multipliant ces deux filtres fréquentiels, réaliser un filtre d'effet oblique et de sensibilité au contraste, qui réalise en un seul élément algorithmique les fonctions de filtrage fréquentiel et de sélectivité à l'orientation (fig. 6.3b).

Ouverture spatiale

Ce module modélise le déclin de la sensibilité du système visuel au contraste avec l'excentricité rétinienne [RG81]. Ce déclin dépend également des fréquences spatiales considérées et est plus rapide pour les hautes fréquences spatiales, mais la faible taille des stimuli considérés dans l'expérience permet de négliger ce phénomène. On applique donc à l'image de contraste filtrée une fonction d'ouverture spatiale, de forme gaussienne :

$$A(r) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \tag{6.4}$$

où r représente la distance de chaque point au centre du stimulus, considéré comme point de fixation. σ est un paramètre définissant la taille de l'ouverture.

Somme de Minkowski

La dernière étape du modèle consiste à intégrer les valeurs de contraste sur l'ensemble de l'image filtrée pour en déduire un seuil de sensibilité.

Notons $r_{i,j}$ la valeur du pixel de coordonnées (i, j) dans l'image filtrée. Etant donné que les étapes de filtrage sont linéaires et ont été appliquée à une image de contraste normalisée, une version de l'image avec un contraste c sera, une fois filtrée, représentée par les valeurs $c \cdot r_{x,y}$.

Notons c_T la valeur du contraste correspondant au seuil de sensibilité. Nous réalisons un modèle de détection : par définition, ce seuil correspond au contraste minimal pour lequel l'image doit être considérée par le modèle comme détectée. On souhaite donc sommer l'information spatiale sur l'image filtrée de telle sorte que, pour un contraste supérieur au seuil ($c > c_T$), la sortie du modèle de détection soit supérieure à une valeur fixée (dépendant du gain global du modèle) que nous pouvons fixer à 1, et qu'elle soit inférieure à cette valeur pour des contrastes inférieurs au seuil.

Une façon couramment utilisée [Qui74, Gra77, RG81] pour sommer l'information spatiale pour des modèles de détection est d'utiliser une métrique de Minkowski. Il s'agit d'une somme utilisant un exposant β variable permettant de modéliser diverses façon d'intégrer l'information. Nous souhaitons donc que, pour un contraste égal au seuil (c_T), le résultat de la sommation soit égale à 1 :

$$\left[\sum_{i=1}^{256}\sum_{j=1}^{256} p_x p_y |c_T r_{i,j}|^{\beta}\right]^{(1/\beta)} = 1 \tag{6.5}$$

Les termes p_x et p_y représentent les dimensions horizontale et verticale d'un pixel et sont introduits pour obtenir un modèle indépendant de la résolution de l'image. L'exposant β définit le type de somme réalisée. Pour $\beta = 1$, on a une intégration "naïve" de la valeur absolue du contraste sur l'ensemble de l'image filtrée. $\beta = 2$ représente un modèle à énergie de contraste, une classe de modèles régulièrement discutés dans les travaux sur l'intégration de l'information spatiale [MS01]. $\beta = +\infty$ donne une détection de pic, un modèle où l'image filtrée est représentée par son pixel de contraste maximum. Les valeurs $2 < \beta < +\infty$ représentent des modèle cohérents avec l'hypothèse de la sommation de probabilité [RG81], correspondant à l'intégration de la probabilité de détection de plusieurs canaux indépendants bruités.

1.2 Adaptation du modèle

Les éléments du modèle "Standard A" sont contrôlés par 7 paramètres : les 5 paramètres du filtre fréquentiel (G, f_0, f_1, a et p), la taille de l'ouverture spatiale (σ) et l'exposant de la sommation de Minkowski (β). Les auteurs ont utilisé la base de données du projet ModelFest et la contrainte donnée par l'équation 6.5 pour adapter ces paramètres en utilisant les routines d'optimisation numérique fournies par le logiciel Wolfram Mathematica [Wol03]. Les valeurs trouvées décrivent un modèle qui minimise l'erreur d'estimation des seuils de sensibilité moyenne pour les 43 stmuli du projet ModelFest.

1.3 Application à la prédiction de seuils

Une fois le modèle adapté, il est aisé de l'appliquer à la prédiction de seuils de sensibilité en modifiant l'équation 6.5 :

$$c_T = \left[\sum_{i=1}^{256} \sum_{j=1}^{256} p_x p_y |r_{i,j}|^\beta \right]^{(-1/\beta)} \tag{6.6}$$

2 Evaluation par le modèle des stimuli de bruit de Perlin

2.1 Implémentation

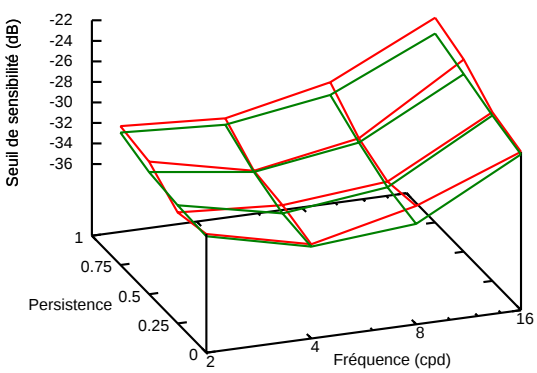
Nous avons réimplémenté l'ensemble du modèle "Standard A" sous la forme d'un programme réalisé avec le langage Python. La conversion de contraste, l'ouverture spatiale et la sommation de Minkowski sont simples à réaliser en utilisant le module de calcul numérique `numpy`. Les filtres fréquentiels ont été construits et appliqués aux images dans le domaine spectral en utilisant les fonctions de transformée de Fourier discrète bidimensionnelle du module `fftpack`.

Le programme obtenu donne des résultats équivalents à ceux décrits dans [WA05] et s'exécute très rapidement. Nous avons choisi d'utiliser les valeurs des 7 paramètres du modèle correspondent aux valeurs optimales déterminées par Watson & Ahumada pour les données ModelFest : nous n'avons pas adapté spécifiquement le modèle à notre jeu de données. Ainsi, nous pouvons mettre à l'épreuve les capacités de généralisation et de prédiction de cet "observateur standard" simulé, et comparer directement nos prédictions de seuil à celles obtenues pour d'autres stimuli dans [WA05].

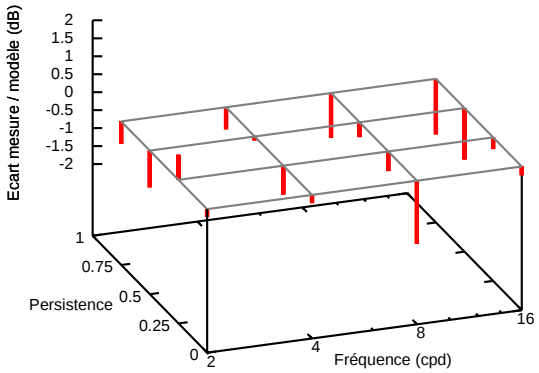
2.2 Prédiction de seuils pour les stimuli expérimentaux

Une fois ce modèle computationnel implémenté, nous l'avons appliqué à nos stimuli de façon à comparer les seuils prédits avec nos données expérimentales. Les stimuli de bruit de Perlin étant de nature aléatoire, nous avons, pour chacun des 16 couples (f_0, p), généré 100 images différentes et appliqué le modèle à chacun d'entre eux. Les seuils simulés présentés en figure 6.4a que nous allons discuter correspondent à la moyenne de ces 100 résultats.

L'étude des données simulées et expérimentales montre une excellente correspondance entre les seuils prédits par le modèle et mesurés expérimentalement. L'erreur quadratique moyenne a pour valeur $RMS_m = 0.892$ dB, ce qui est inférieur à l'erreur obtenue sur le jeu de données même qui a été utilisé pour adapter les paramètres du modèle (1.329 dB, [WA05]). Dans la presque totalité des cas (15 cas sur 16), le modèle prédit des



(a) Seuils de sensibilité au contraste moyens mesurés expérimentalement (en rouge) et prédits par le modèle (en vert).



(b) Ecart entre les valeurs prédites par le modèle et mesurées expérimentalement.

FIGURE 6.4: Comparaison des seuils de sensibilité au contraste moyens mesurés expérimentalement et prédits par le modèle "Standard A" (fig. 6.4a). L'écart maximal constaté est de l'ordre de 1.7 dB (fig. 6.4b).

seuils légèrement inférieurs aux valeurs expérimentales. L'erreur maximale se situe pour $f_0 = 8$ cpd et $p = 0$, avec un écart de 1.748 dB (fig. 6.4b).

Ces résultats montrent que le modèle "Standard A" de Watson & Ahumada est capable de prédire des seuils de sensibilité pour des stimuli à base de bruit de Perlin avec un excellent niveau de précision. Cela montre d'une part que nos mesures psychophysiques sont cohérentes avec les autres travaux récents sur la sensibilité au contraste, et d'autre part que le modèle "Standard A" a de bonnes capacités de généralisation et peut être employé pour des stimuli variés.

2.3 Extension par le modèle des résultats expérimentaux

Nous pouvons maintenant utiliser le modèle pour affiner notre connaissance de la fonction de sensibilité au contraste pour des stimuli de bruit de Perlin sans avoir recours à l'expérimentation.

Pour ce faire, nous avons généré des stimuli analogues aux stimuli expérimentaux pour 4 autres valeurs de f_0 et 12 autres valeurs de p. On obtient donc pour f_0 8 valeurs croissant selon une échelle logarithmique de 2 cpd à 22.63 cpd et pour p 16 valeurs croissant linéairement de 0 à 0.9375, soit au total 128 couples (f_0, p), dont 16 coïncident avec nos points expérimentaux.

Pour chacun des 128 points, nous avons adopté la même méthode que précédemment : nous avons généré 100 stimuli de bruit de Perlin, nous les avons soumis au modèle "Standard A", et nous avons étudié le seuil moyen à chaque point. Les résultats sont présentés en figure 6.5.

Cet ensemble de données nous permet de nous livrer à un commentaire plus approfondi de la fonction de sensibilité au contraste.

Le maximum fréquentiel de sensibilité est prédit pour $f_0 = 5.66$ cpd pour des valeurs faibles de p ($p = 0$ et $p = 0.0625$), et pour $f_0 = 4$ cpd pour des valeurs supérieures (fig. 6.6). On retrouve le comportement passe-bande évoqué en section 2, bien qu'il tende à disparaître au profit d'un comportement passe-bas pour des valeurs élevées de la persistence. En effet, pour un p proche de 1, les poids des différentes octaves considérées sont peu différents. Augmenter f_0 se limite donc à supprimer les octaves correspondant aux fréquences spatiales les plus basses au profit de toutes les fréquences supérieures simultanément, y compris les très hautes fréquences qui sont associées à une sensibilité peu élevée.

L'analyse par rapport à la persistence confirme la décroissance de la sensibilité avec la valeur de p, quelle que soit la fréquence fondamentale f_0 considérée (fig. 6.7). Cette décroissance devient linéaire pour des valeurs élevées de f_0.

3 Conclusion : le bruit de Perlin comme primitive de visualisation

Le travail expérimental et de modélisation réalisé nous a permis de bien comprendre, qualitativement et quantitativement, la façon dont les motifs de luminance à base de bruit de Perlin sont détectés par le système

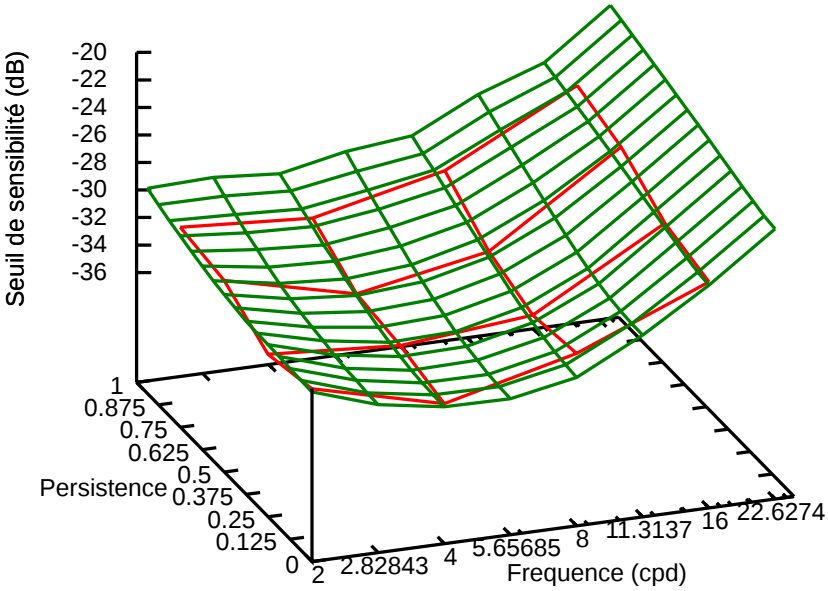


FIGURE 6.5: Représentation graphique de la fonction de sensibilité au contraste calculée par le modèle pour des stimuli de bruit de Perlin (en vert), échantillonnée en 128 points, et comparaison avec les mesures expérimentales (en rouge).

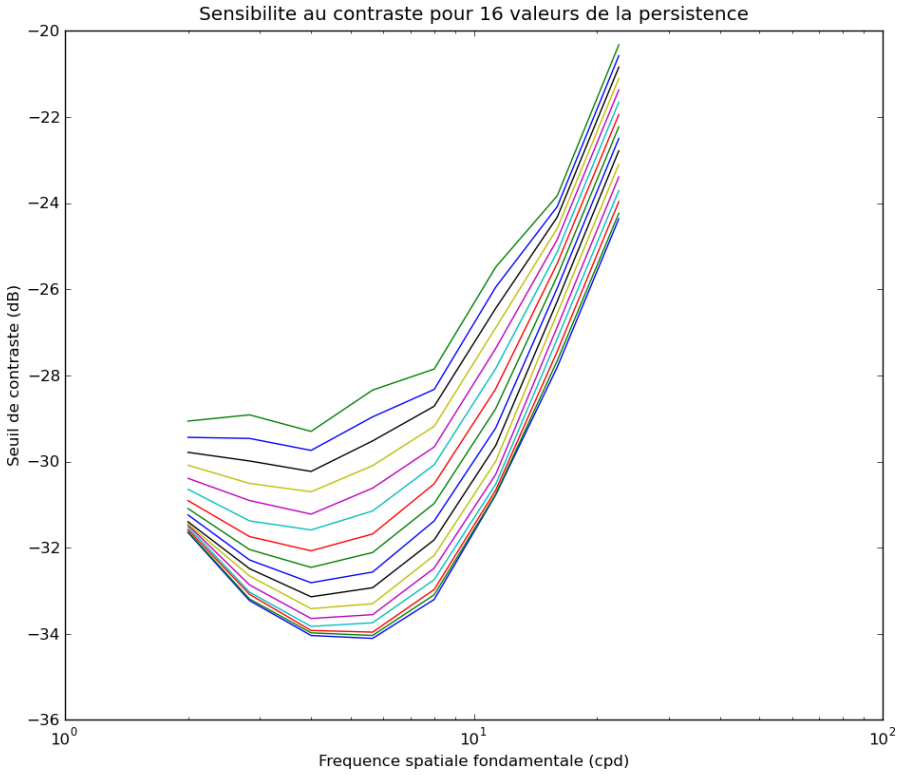


FIGURE 6.6: Variation de la sensibilité avec f_0 pour chaque valeur de p. La sensibilité décroissant strictement avec la persistence, la courbe inférieure donne la fonction de sensibilité pour $p = 0$ et chaque courbe supérieure correspond à une persistence plus élevée.

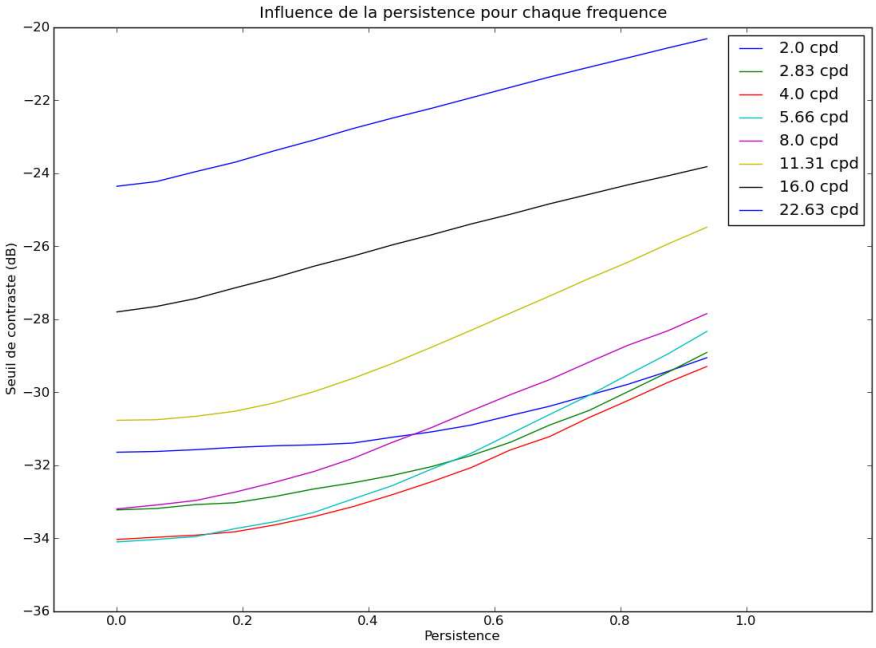


FIGURE 6.7: Variation de la sensibilité avec p pour chaque valeur de f_0

visuel humain. Cela nous permet, dans une application de visualisation, de choisir et de moduler les paramètres du bruit pour obtenir le comportement visuel souhaité.

Cette étude n'est pas exempte de limitations : en particulier, nous souhaitons utiliser un bruit de Perlin animé alors que notre étude ne porte que sur des stimuli statiques, et nous employons pour la visualisation des échelles de couleur – qui impliquent des variation tant de teinte que de luminance – alors que ce travail expérimental concerne des stimuli monochromes de luminance. Cependant, l'influence de la couleur et de l'animation ont été étudiés dans d'autres travaux [Kel79b, Mul85], et montrent des comportements passe-bas ou passe-bande analogues. Par ailleurs, des travaux sur l'intégration temporelle de l'information de contraste ont été réalisés par les auteurs de notre modèle computationnel [Wat79] et pourraient servir de base à une extension de ce modèle à des stimuli variables dans le temps.

Troisième partie

Visualisation interactive de données scalaires incertaines

CHAPITRE 7

Technique de visualisation par échelle de couleur modulée par le bruit de Perlin

La méthode proposée dans cette thèse exploite les propriétés perceptives du bruit de Perlin pour visualiser l'incertitude sur des données scalaires ayant pour support une surface, dont la géométrie peut être complexe, au sein d'un espace tridimensionnel. Elle s'appuie sur deux techniques déjà utilisées en visualisation, l'utilisation d'échelles de couleur et l'animation. Nous allons d'abord revenir sur ces techniques avant de présenter notre proposition.

1 Méthodes de visualisation utilisées

1.1 Echelles de couleur

Les échelles de couleur sont une technique universellement employée pour représenter des données scalaires en visualisation scientifique. Elle consiste à associer les valeurs scalaires à visualiser à une plage de couleurs bien choisie. Pour chaque point du support spatial des données, on applique donc l'échelle de couleur à la valeur locale du champ scalaire, et on colore le pixel en utilisant la couleur obtenue.

Pour les affichages informatiques actuels utilisant le codage RGB, l'ensemble des couleurs affichables peut être assimilé à l'ensemble $C = [0;1]^3$. D'un point de vue mathématique, on peut décrire une échelle de couleur comme une application m qui à toute valeur $v \in [V_{\min};V_{\max}]$ du champ scalaire associe une couleur $m(v) \in C$. Cette application doit être injective pour que la visualisation par échelle de couleur ne soit pas ambigüe, c'est à dire pour que l'utilisateur puisse lire avec certitude la valeur du champ scalaire en tout point grâce à la couleur. Elle n'est généralement pas surjective, la plupart des échelles de couleur se limitant à un sous ensemble de l'espace des couleurs faisant varier de façon continue un ou deux paramètres perceptifs (teinte, luminance, ...).

En termes d'informatique graphique, les échelles de couleur sont souvent considérées comme des textures monodimensionnelles. La valeur de la donnée scalaire est alors considérée comme une coordonnée dans cette texture. Cette approche permet de tirer parti des fonctionnalités logicielles (comme l'interpolation automatique) et des accélerations matérielles présentes dans les systèmes graphiques actuels.

La conception et le choix des échelles de couleur est une problématique importante en visualisation scientifique, l'échelle de couleur choisie pouvant fortement influencer la compréhension des données représentées [LH92]. Une échelle de couleur mal choisie peut masquer certaines caractéristiques des données ou bien au contraire surreprésenter certaines variations [War88]. Plusieurs propositions pour concevoir des échelles de couleur adaptées aux caractéristiques visuelles humaines et ne souffrant pas de ces défauts ont été formulées [BRT95, Rhe99, Gre08], mais elles sont peu appliquées du fait de l'omniprésence d'échelles de couleur sous-optimales dans les outils actuels de visualisation scientifiques, en particulier les échelles de type "arc-en-ciel" [RT98, BT07] auxquelles les utilisateurs sont habitués.

Dans le cadre du traitement des incertitudes, l'utilisation très répandue des échelles de couleur pour visualiser tous types de données scalaires a encouragé la mise au point de techniques de visualisation incertaines basées sur les mêmes principes (voir ch. 2, et en particulier les figures 2.3, 2.4 et 2.6). Ces techniques permettent bien de prendre en compte et de visualiser le caractère incertain des données, mais elles présentent l'inconvénient de produire une image moins lisible et plus difficile à interpréter, même pour des utilisateurs habitués aux visualisations par échelles de couleur.

1.2 Animation

Une utilisation immédiate de l'animation en visualisation scientifique concerne la représentation de données variables dans le temps. Dans les cas où ce besoin n'est pas présent – quand on visualise l'état d'un système à un instant donné, ou bien un état stationnaire – il s'agit d'une méthode peu employée. Elle est parfois utilisée pour représenter de champs vectoriels en animant une texture [MB95, FC95]. Ses autres utilisations se situent en majorité déjà dans le domaine de la visualisation d'incertitude [ESG97, Bro04, LLPY07] et ont été présentées en 2.4.

Comme nous l'avons vu précédemment, l'utilisation de l'animation est soumise à des contraintes perceptives strictes, une animation trop faible ou trop importante pouvant être imperceptible ou au contraire trop visible. Ces contraintes imposent de choisir soigneusement les variables graphiques que l'on souhaite faire varier, ainsi que leur mode d'animation, la vitesse et l'amplitude du mouvement considéré.

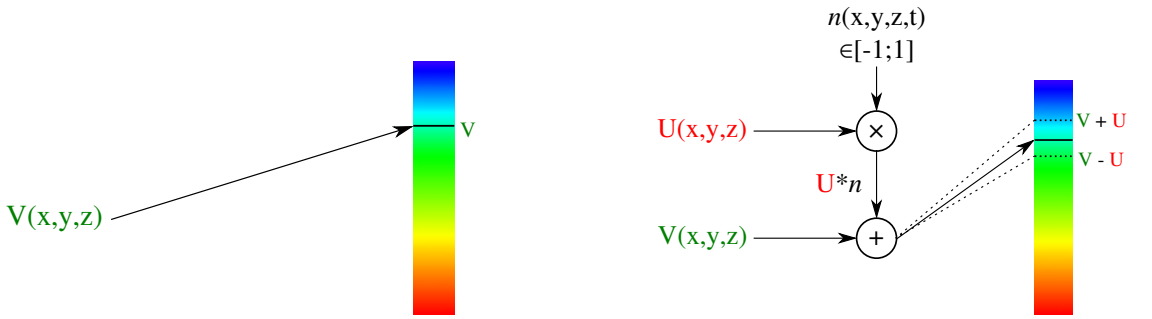
1.3 Bruit de Perlin

Notre technique fait usage du bruit de Perlin [Per99] et s'appuie sur l'étude psychophysique qui en a été faite en partie II. Le bruit procédural reste peu employé en visualisation scientifique, excepté pour la représentation de champs vectoriels par la technique LIC [CL93, SH95], qui est fondée sur la déformation d'une texture aléatoire quelconque. Quelques techniques utilisant essentiellement un bruit binaire pour représenter des données incertaines ont par ailleurs vu le jour [WPL95, GR02, DKLP02], et ont été présentées en 2.1.

2 Mise en oeuvre et implémentation

Nous proposons une technique permettant de représenter des données scalaires ayant pour support une surface dans un environnement tridimensionnel, habituellement visualisées par des échelles de couleur, en intégrant une prise en compte de l'incertitude. La conception de cette technique a été guidée par les principes suivants :

- De façon à obtenir une visualisation bien acceptée des utilisateurs et utilisable rapidement pour des applications scientifiques, notre technique doit s'inspirer directement des représentations classiques par échelles de couleur, et les images obtenues doivent être aisément compréhensibles par un utilisateur familier de ces visualisations ;
- L'incertitude doit être prise en compte directement dans la visualisation des données primaires et non considérée comme une information indépendante, de façon à respecter les principes de "visualisation véridique" [WPL95] et d'"excellence graphique" [Tuf01] ;
- La prise en compte de l'incertitude ne doit pas masquer la valeur de la donnée primaire ou perturber sa compréhension.



(a) Visualisation classique par échelle de couleur

(b) Visualisation de données incertaines par échelle de couleur et bruit de Perlin

FIGURE 7.1: Description schématique de notre technique de visualisation de données incertaines (fig. 7.1b) comparée à une visualisation classique par échelle de couleur (fig. 7.1a).

2.1 Principe algorithmique

Nous nous intéressons donc à un espace tridimensionnel, dans lequel se trouve une surface S. La position d'un point dans l'espace est décrite par ses coordonnées $(x,y,z) = \mathbf{x}$. Pour tout point $\mathbf{x} \in S$ de la surface, on connaît la valeur $V(\mathbf{x})$ d'une donnée scalaire et une valeur d'incertitude $U(\mathbf{x})$, scalaire également, portant sur cette donnée : il peut s'agir d'un écart-type ou d'une erreur de mesure par exemple. Par ailleurs, nous utilisons l'algorithme du bruit de Perlin multioctave quadridimensionnel (voir 4.1) pour associer à tout point $\mathbf{x}$ de l'espace et à tout instant t une valeur $n_{f_0,p}(\mathbf{x},t)$. Nous traitons préalablement ce bruit de façon à ce qu'il soit de moyenne nulle et prenne ses valeurs dans $[-1;1]$.

Dans une visualisation classique sans incertitude par échelles de couleur, la valeur de la donnée $V(\mathbf{x})$ est utilisée directement comme coordonnée pour déterminer la couleur du pixel (fig. 7.1a), qui est ensuite affiché dans la visualisation 3D. Dans notre méthode, nous perturbons la valeur utilisée comme coordonnée en ajoutant une valeur aléatoire proportionnelle à la valeur de l'incertitude $U(\mathbf{x})$. Pour cela, nous utilisons le bruit de Perlin $n_{f_0,p}(\mathbf{x},t)$, nous le multiplions par la valeur d'incertitude $U(\mathbf{x})$ et nous l'ajoutons à la valeur de la donnée initiale. Le résultat donne la valeur :

$$c(\mathbf{x},t) = V(\mathbf{x}) + n_{f_0,p}(\mathbf{x},t) \cdot U(\mathbf{x}) \tag{7.1}$$

c est une valeur variable dans le temps, qui parcourt l'intervalle $[V(\mathbf{x}) - U(\mathbf{x}); V(\mathbf{x}) + U(\mathbf{x})]$ de façon aléatoire selon le bruit de Perlin. C'est cette valeur qui est utilisée comme coordonnée pour l'échelle de couleur (fig. 7.1b).

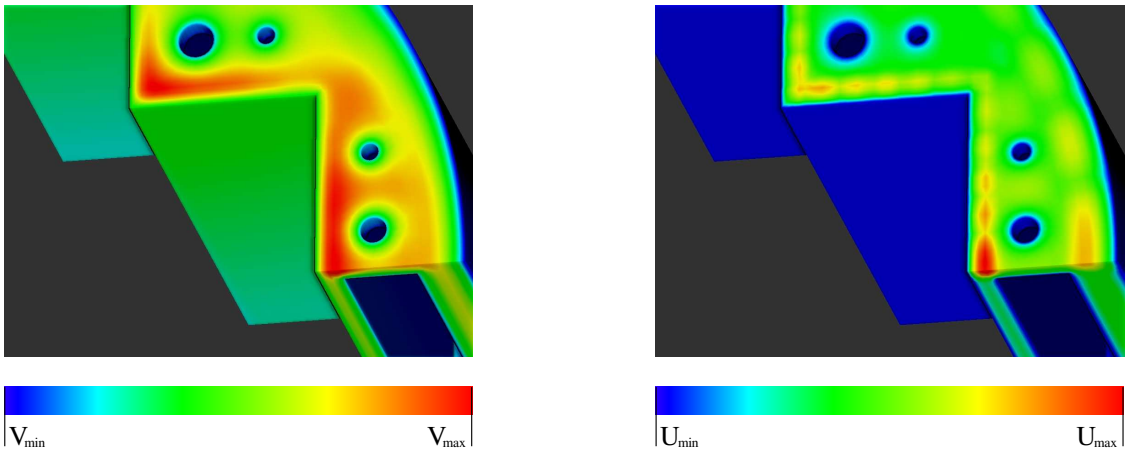
Nous voyons que dans cette formule, l'amplitude des variations aléatoires induites par le bruit de Perlin est directement donnée par la valeur locale de l'incertitude $U(\mathbf{x})$. De façon à obtenir une technique fonctionnant indifféremment avec des incertitudes élevées ou faibles et à maîtriser le contraste des motifs d'incertitude affichés, il est souhaitable d'ajouter à cette formule un paramètre de gain global G, sous le contrôle de l'utilisateur, qui affecte le contraste du bruit sur toute l'image :

$$c(\mathbf{x},t) = V(\mathbf{x}) + n_{f_0,p}(\mathbf{x},t) \cdot G \cdot U(\mathbf{x}) \tag{7.2}$$

Nous avons mis en oeuvre cette visualisation sur un jeu de données de simulation thermique fourni par EDF R&D décrivant la température au sein d'éléments internes de réacteurs nucléaires (voir fig. 7.2 pour une description approfondie) et comprenant de l'incertitude. La comparaison avec une visualisation classique sans incertitude est montrée en figure 7.3. On constate que la compréhension du champ de données de base n'est pas perturbée, et que les zones de haute incertitude sont bien mises en valeur.

2.2 Implémentation technique

Le bruit de Perlin est une technique procédurale calculée de façon locale qui se prête particulièrement bien à la programmation parallèle sur GPU (*shaders*). Nous avons utilisé dans notre méthode une implémentation proposée par Gustavson [Gus05] qui permet de calculer un bruit de Perlin quadridimensionnel directement en espace image lors du rendu grâce au langage GLSL.



(a) Valeur de la donnée scalaire $V(\mathbf{x})$ (b) Valeur de l'incertitude $U(\mathbf{x})$

FIGURE 7.2: Description du jeu de données utilisé pour démontrer notre technique. Le modèle 3D représente des éléments structurels internes présents dans la cuve d'un réacteur nucléaire, décrits plus précisément en ch. 8 2. Notre champ de données (fig. 7.2a) est une température moyenne et notre champ d'incertitude (fig. 7.2b) un écart-type sur cette température. Données EDF R&D.

L'ensemble de l'algorithme décrit en 2.1 est également implémenté en GLSL. Un logiciel de démonstration utilisant ces *shaders* a été écrit en C++ en utilisant une bibliothèque de visualisation scientifique développée à l'INRIA. Enfin, comme dans la plupart des rendus par échelles de couleur, l'image est combiné avec le résultat d'un algorithme d'ombrage en espace image comme Phong [Pho75], *ambient occlusion* en espace image [Mit07] ou EyeDome [Bou09], de façon à faire ressortir la structure de la scène 3D.

Le résultat permet d'obtenir des performances temps réel avec un jeu de données de taille raisonnable (74000 triangles).

3 Choix de l'échelle de couleur

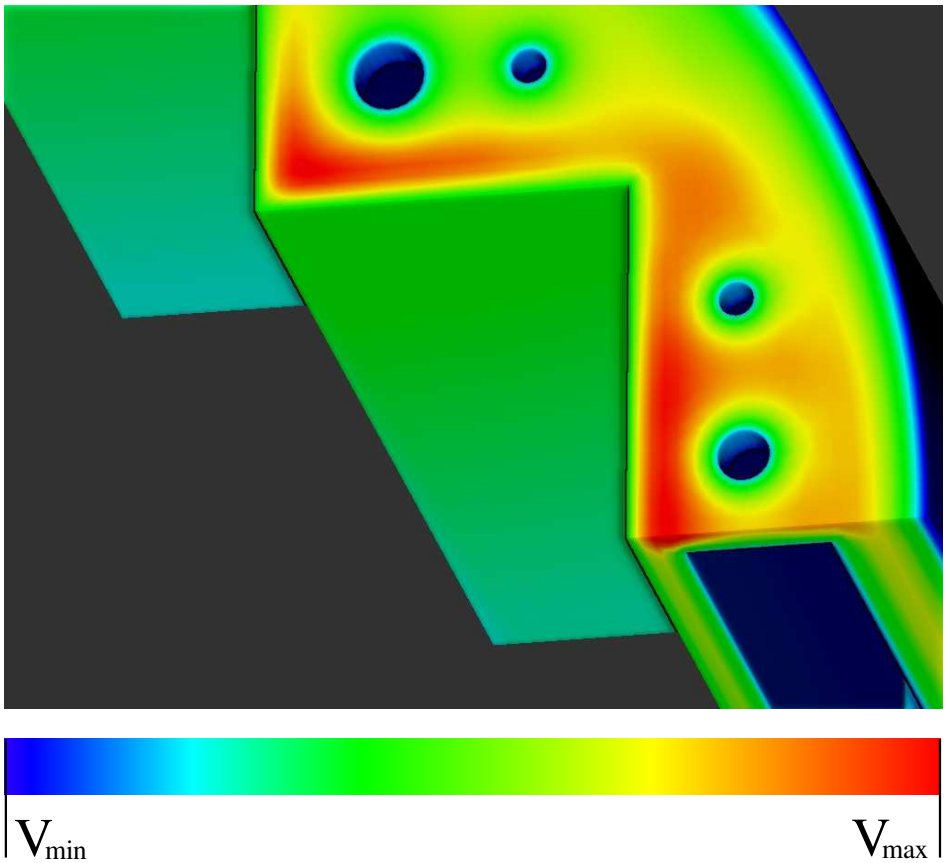
Le choix de l'échelle de couleur a une grande importance dans la technique que nous proposons. Outre les questions évoquées en 1.1 qui concernent toute visualisation faisant usage d'échelles de couleur, nous devons prendre en compte spécifiquement les interactions entre l'échelle utilisée et les variations spatiales et temporelles induites par le bruit de Perlin.

Notre technique utilise des variations locales – spatiales et temporelles – de la valeur affichée grâce à l'échelle de couleur pour exhiber l'incertitude. Ces variations correspondent à une couleur variant autour de la couleur correspondant à la valeur de base de la donnée, comme montré en figure 7.1b. Cela rend notre méthode particulièrement sensible au problème du manque d'uniformité perceptive des échelles de couleur [Gre08] : la plupart des échelles actuellement en utilisation possèdent des zones de haute sensibilité (où même un très faible changement de la valeur génère un changement de couleur perceptible) et d'autres zones moins sensibles (fig. 7.5).

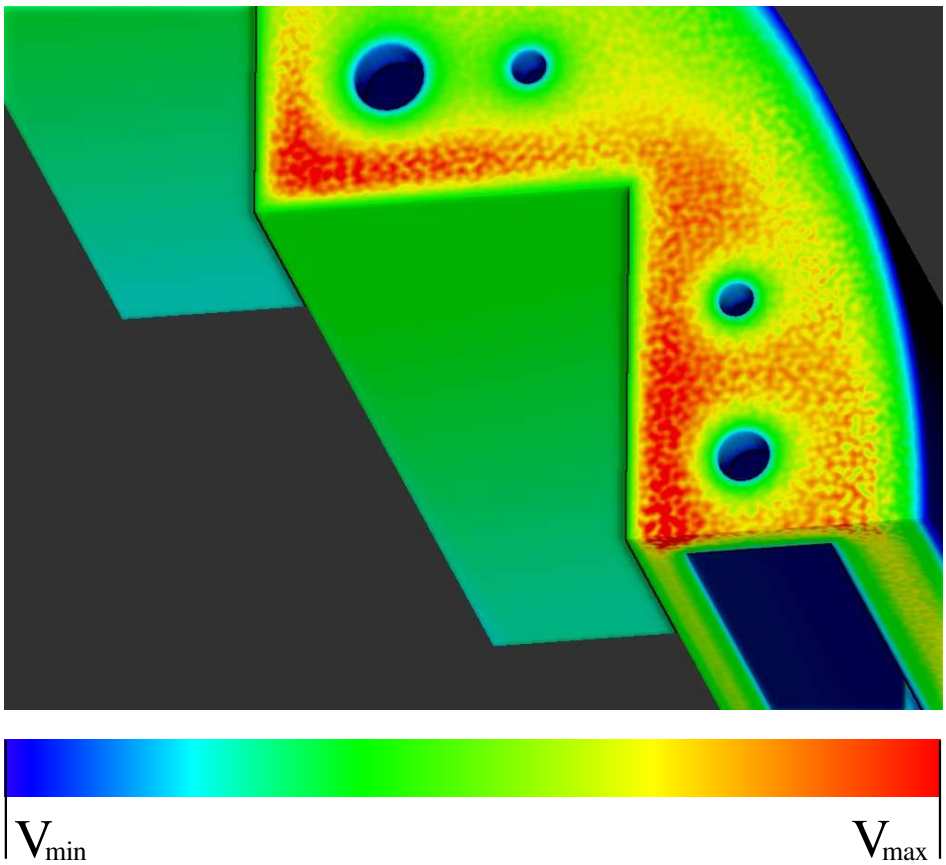
Ce problème peut être résolu pour des images statiques en utilisant une échelle de couleur mieux adaptée perceptuellement [Gre08, War88]. Cette solution peut également être utilisée pour améliorer les images animées obtenues par notre technique, mais nous devons également traiter spécifiquement l'impact de la variation temporelle de la couleur sur notre visualisation.

Le mouvement et la couleur ont longtemps été considérées comme des variables visuelles fortement indépendantes l'une de l'autre [RG78], traîtées par des voies neuronales distinctes et en faible interaction [LH88], ayant des sensibilités et des dynamiques différentes, et remplissant des fonctions biologiques différentes [GM92] : on a ainsi d'une part le système *magnocellulaire*, sensible uniquement aux variations de luminance, de basse résolution spatiale mais doté d'une dynamique temporelle rapide et dévolu à la perception du mouvement et aux tâches sensorimotrices, et d'autre part le système *parvocellulaire*, plus lent mais de plus haute résolution spatiale et sensible à la couleur, impliqué dans l'identification des objets et les tâches cognitives.

Des recherches ultérieures ont toutefois nuancé ce propos, d'une part du fait de la découverte de plusieurs



(a) Visualisation classique par échelle de couleur (sans incertitude)



(b) Visualisation par échelle de couleur avec bruit de Perlin (capture d'écran provenant de la visualisation animée)

FIGURE 7.3: Comparaison d'une visualisation classique sans incertitude (fig. 7.3a) et de notre technique (fig. 7.3b), qui met en valeur les régions où l'incertitude est élevée, sur le jeu de données décrit en fig. 7.2. Données EDF R&D.



(a) Echelle de couleur BGYR (b) Echelle de couleur lBBR

FIGURE 7.4: Description des deux échelles de couleurs que nous utiliserons.

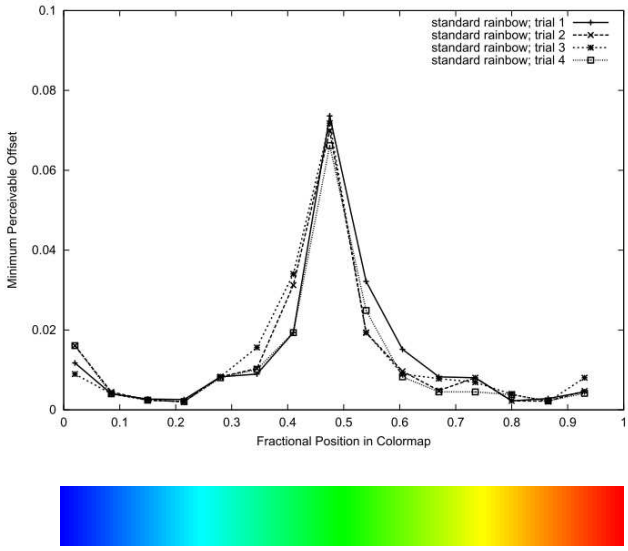


FIGURE 7.5: Mesure de la différence minimale détectable pour les différents points d'une échelle de couleur de type "arc-en-ciel" (Adapté de [Gre08]). On remarque que dans la zone centrale, correspondant aux couleurs vertes, le seuil de détection est considérablement plus élevé. Une petite variation autour des valeurs correspondantes – induite par exemple par notre technique de visualisation des incertitudes – passera inaperçue, alors qu'une variation de même amplitude sera détectée dans d'autres zones de l'échelle de couleur.

effets et situations mettant en évidence des interactions entre traitement du mouvement et de la couleur [GH96, LLS99, Cav91a], d'autre part suite à la découverte d'une troisième voie, dite *koniocellulaire* [HR00], également sensible à des informations de couleur et qui pourrait être impliquée dans la perception du mouvement [Pig05]. Ces travaux ont débouché sur des modèles plus complexes de la perception du mouvement, prenant en compte l'ensemble des différentes variables visuelles [LS01].

Selon l'échelle de couleur utilisée, notre technique peut induire aussi bien des variations de teinte que de luminance. Les travaux évoqués précédemment montrent que même si des variations isoluminantes de teinte peuvent être détectées de façon fiable par le système visuel humain [LLS99, LWK03], leur contribution reste minoritaire devant des variations de luminance. Il semble donc préférable de favoriser des échelles de couleur ou la luminance varie de façon linéaire, ou du moins strictement monotone, ce qui assure qu'un petit déplacement sur l'échelle de couleur sera toujours traduit par un changement de luminance cohérent. Cette contrainte de variation monotone de la luminance a par ailleurs l'avantage de favoriser la compréhension des structures spatiales au sein des données, comme l'a montré Ware [War88].

Suite à ces considérations, nous utiliserons dans la suite de nos travaux deux échelles de couleur :

- Une échelle de couleur "rayonnement de corps noir" linéarisée en luminance (**lBBR**), correspondant à la couleur du rayonnement du corps noir alors que sa température augmente (fig. 7.4b). Cette échelle de couleur possède naturellement une luminance qui croît de façon monotone, et il est simple de la corriger pour rendre cette progression linéaire ;
- Une échelle de couleur "arc-en-ciel" (**BGYR**) correspondant approximativement à la couleur d'une lumière monochromatique dont la longueur d'onde augmente du bleu au rouge, en passant donc par le vert et le jaune (fig. 7.4a). Cette échelle n'est pas monotone en luminance et possède de multiples défauts [War88, BT07], mais elle est si fréquemment utilisée dans diverses applications de visulisation qu'il est nécessaire d'étudier son comportement avec notre méthode.

4 Analyse perceptive des images obtenues

4.1 Limites de notre approche perceptive

Avant d'analyser les images produites par notre technique grâce à nos résultats psychophysiques, nous nous devons de remarquer que notre expérience ne traite pas l'influence des variations de teinte, ni de l'animation, sur la visibilité. Mais la perception des motifs définis uniquement par la teinte (dits isoluminants) a été largement étudiée dans d'autres travaux [Cav91b]. La fonction de sensibilité au contraste chromatique pour des stimuli sinusoïdaux a été étudiée [Mul85, AMH91] et met en évidence un comportement passe-bas, comparable au comportement passe-bande obtenu pour des motifs sinusoïdaux (voir références en 2.2) et par le bruit de Perlin (voir chapitre 5). De plus, il a été montré que l'information de couleur est secondaire sur l'information de luminance pour la localisation spatiale de contours et la définition d'objets [WC92]. Dans la mesure où nous favorisons l'utilisation d'une échelle de couleur faisant apparaître des contrastes de luminance, il nous semble donc plausible que notre étude reste pertinente pour traiter la visualisation.

Concernant les variations temporelles, des travaux ont également mesuré la fonction de sensibilité au contraste temporel, et les intéractions entre contraste spatial et temporel [Kel79b]. On montre que la fonction de sensibilité au contraste temporel a également un comportement passe-bande, les variations très lentes ou très rapides étant plus difficilement détectables. De plus, un effet d'intéraction entre fonctions de sensibilité au contraste spatial et temporel existe, mais ne se manifeste que pour des valeurs élevées de l'une et l'autre fréquences. Pour des variations temporelles relativement lentes, nous pouvons donc considérer que nos résultats statiques restent valables.

De façon plus générale, les études perceptives sont d'une grande utilité en visualisation scientifique mais ne peuvent avoir qu'une portée limitée. Les images générées par les outils de visualisation modernes peuvent être d'une grande richesse visuelle, faisant intervenir de nombreux éléménts graphiques en interaction. Au contraire, les stimuli expérimentaux utilisés dans les expériences de psychophysique, comme celle que nous présentons dans le chapitre 5, doivent être simples de façon à mesurer un phénomène précis en supprimant tout biais indésirable.

Par ailleurs, le mode de visualisation des images scientifique peut varier énormément, suite à la grande disparité du matériel qui peut être utilisé (écrans de tailles et de caractéristiques diverses, projecteur, mur d'imge, support papier, ...), aux variations de l'environnement (conditions d'éclairage, distance de l'écran à l'utilisateur) et aux divers buts de la visualisation (exploratoire, décisionnelle, ...). Au contraire, la maîtrise de l'environnement et des conditions de présentation des stimuli est absolument nécessaire en psychophysique, de façon à se placer dans des conditions expérimentales rigoureuses où tous les facteurs pouvant avoir un influence sur le processus étudié sont contrôlés, ce qui rend le résultat fiable et reproductible.

Notre étude perceptive ne saurait donc nous permettre d'analyser dans sa totalité la perception des motifs à base de bruit de Perlin induits par notre technique dans une application de visualisation. Cependant, ces résultats fournissent des informations utiles pour comprendre l'influence des deux paramètres de fréquence fondamentale et de persistence sur la visibilité des motifs de luminance.

4.2 Contrôle de la perception des motifs par adaptation des paramètres

L'étude perceptive et le travail de modélisation réalisés précédemment nous permettent en effet de prévoir les conditions dans lesquelles les motifs d'incertitude seront visibles ou non. Nous utiliserons pour cela la fonction de sensibilité au contraste étendue issue du modèle computationnel, décrite en 2.3.

La perception des motifs de bruit dépend de trois facteurs : le contraste, la fréquence fondamentale (f_0) et la persistence (p). Dans notre technique, le contraste dépend directement de la valeur locale de l'incertitude $U(\vec{x})$ et d'un gain global G (voir formule 7.2). f_0 et p sont des variables libres dans notre approche, dont l'ajustement peut être confié à l'utilisateur ou déterminé selon des règles algorithmiques, et elles influent directement sur le seuil de sensibilité au contraste, c'est à dire sur le contraste minimum qu'il est possible à un observateur de percevoir. En jouant sur les paramètres f_0 et p, il est donc possible de rendre l'incertitude visible à partir d'un seuil plus ou moins élevé, sans modifier le gain G et donc indépendemment de l'amplitude des variations sur l'échelle de couleur.

Ce processus est illustré par la figure 7.6. Pour un contraste C donné et un gain G constant, on peut choisir si l'incertitude sera ou non visible en un point uniquement en modifiant le paramètre de fréquence spatiale f_0.

4.3 Utilisation dans un cadre de visualisation interactive réaliste

Dans notre technique, les motifs de bruit de Perlin sont représentés sur une surface visualisée dans un espace tridimensionnel, généralement de façon interactive. Cette visualisation est elle-même affichée au moyen d'un écran ou autre système d'affichage (vidéoprojecteur, mur d'image, ...), observé par des utilisateurs dans des conditions particulières. La perception des motifs de bruit de Perlin est donc influencée non seulement par les paramètres de la technique qui les génère, mais aussi par divers facteurs liés au processus de visualisation.

Contraintes liées à la visualisation d'une scène 3D

La représentation de scènes 3D sur une image bidimensionnelle nécessite de projeter la géométrie tridimensionnelle sur un plan correspondant à l'écran. Cette projection, généralement gérée directement par les bibliothèques graphiques de rendu 3D (comme OpenGL) utilisées par les applications de visualiastion, est réalisée par une transformation mathématique représentée par une matrice, la *matrice de projection*. Deux projections sont couramment utilisées en informatique graphique : la projection perspective et la projection orthographique. Le choix de la matrice de projection utilisée influe fortement sur la nature des images générées et peut avoir une influence sur le résultat de notre technique de visualisation.

La projection perspective, qui reproduit les mécanismes de point de fuite utilisés en graphisme (fig. 7.7a), représente les objets avec une taille d'autant plus petite qu'ils sont éloignés du point de vue. Les avantages de cette projection sont la capacité s'aider des indices de perspective pour la perception de la profondeur, et de façon générale un plus grand réalisme visuel. Le principal problème qu'elle pose est de ne pas conserver les distances, les proportions, ni la plupart des propriétés géométriques (comme le parallélisme) présentes dans la scène 3D. Dans le cadre de notre technique, les motifs de bruit de Perlin seront eux aussi perçus comme d'autant plus petits – donc avec une fréquence spatiale supérieure – qu'ils sont éloignés du point de vision, ce qui peut poser des problèmes majeurs : deux surfaces où les données sont d'une incertitude équivalente mais situées à des distances différentes présenteront des motifs d'incertitude de fréquences spatiales différentes, et l'un pourra être perçu et l'autre non.

Il est donc préférable d'utiliser notre technique avec une visualisation utilisant la projection orthographique, qui se contente de projeter les éléments de la scène 3D dans le plan de l'image selon un unique axe orthogonal à ce plan (fig. 7.7b). Aucune perspective n'est donc introduite, mais les distances, les proportions et les parallélismes sont préservés. Cette projection est couramment utilisée en visualisation scientifique et en dessin technique car elle permet une lecture directe et une comparaison immédiate des tailles des différents éléments représentés. Pour notre technique, son utilisation permet d'assurer que les fréquences spatiales perçues pour les motifs de bruit Perlin sont les mêmes pour tous les éléments de la scène, quel que soit leur agencement spatial.

Contraintes liées à une visualisation interactive

La forme d'interactivité la plus courante en visualisation 3D concerne le contrôle du point de vue : l'utilisateur est libre de déplacer la caméra dans l'espace tridimensionnel de façon à explorer le jeu de données, le système de visualisation se chargeant d'afficher les images en temps réel. Ces déplacements incluent des translations, des rotations, ainsi que des modifications du facteur de zoom, de façon à pouvoir reculer pour obtenir une vue d'ensemble de la scène, ou au contraire se concentrer sur un détail intéressant.

Ces modifications du facteur de zoom agissent directement sur la taille des motifs de bruit de Perlin présents dans l'image. Avec un paramétrage donné de notre technique, un zoom d'un facteur z entraîne une multiplication par z de la taille des motifs de bruit, et donc une division par z des fréquences spatiales perçues. Ce phénomène peut avoir des conséquences néfastes et déroutantes pour l'utilisateur. Par exemple, une haute incertitude peut être corectement représentée lors de la visualisation d'ensemble (fig. 7.8a) et sembler disparaître lorsque l'utilisateur zoome vers cette zone (fig. 7.8b), du fait de fréquences spatiales devenues trop basses pour être correctement perçues. Le phénomène inverse peut également se produire pour un paramétrage différent de l'algorithme.

Ce problème peut être résolu en prenant en compte le facteur de zoom lors du rendu du bruit de Perlin. Soit z le facteur de zoom et f_0 le paramètre de fréquence spatiale fondamentale du bruit de Perlin multioctave. Le zoom introduit un facteur d'échelle si bien que l'utilisateur perçoit un motif de bruit correspondant à une fréquence spatiale fondamentale f_p dont la valeur est :

$$f_p = f_0/z \tag{7.3}$$

Il suffit donc de demander à l'utilisateur de spécifier non pas la valeur f_0 mais la valeur f_p, qui correspondra au bruit effectivement perçu, et de calculer à tout moment la valeur de f_0 grâce à f_p et z :

$$f_0 = f_p \cdot z \tag{7.4}$$

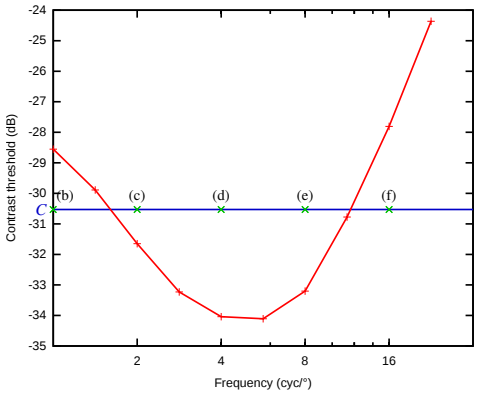
Ainsi, la fréquence perçue des motifs de bruit de Perlin reste constante tout au long de la visualisation, et le même niveau d'incertitude reste visible indifféremment du niveau de zoom choisi (fig. 7.8c).

Contraintes liées au matériel et aux conditions de visualisation

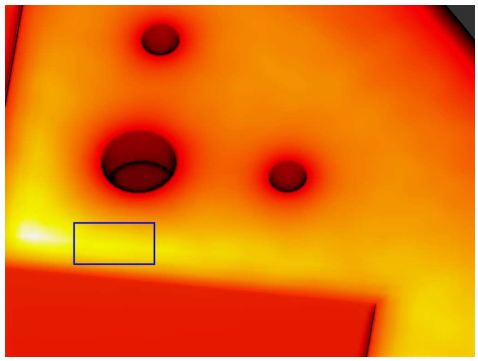
Tout comme un objet de taille h observé à une distance d est perçu sous un angle $\arcsin(h/d)$ par un observateur, les fréquences visuelles perçues par l'utilisateur de visualisation, exprimées en cycles par degré, dépendent de la taille des motifs visualisées ainsi que de la distance de l'utilisateur à l'image. La taille des motifs dépendant, outre des paramètres de notre technique de visualisation, de la taille de l'écran et de sa résolution, trois paramètres supplémentaires interviennent finalement sur la fréquence des motifs perçus : la résolution de l'écran, sa taille, et la distance à laquelle l'utilisateur de visualisation se situe.

Ces paramètres, bien qu'ayant un impact important, ne varient pas ou peu au cours d'une même session de visualisation et se contentent donc d'introduire un facteur constant entre les fréquences spatiales utilisées par notre technique et celles perçues par l'utilisateur. Ce facteur doit être pris en compte et utilisé pour configurer initialement les outils de visualisation, mais n'a pas à être modifié par la suite.

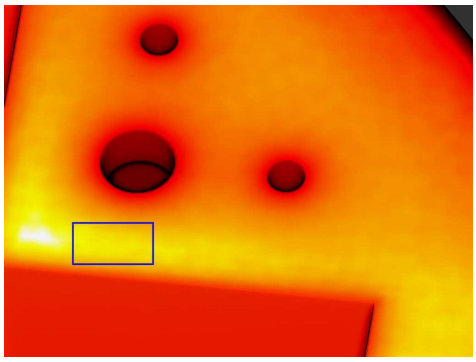
Enfin, il est bon de remarquer que tant les caractéristiques et les règlages de l'écran (luminosité, contraste) que l'environnement de visualisation (sources de lumière extérieures) influent sur le contraste des images générées. Ces facteurs, contrôlés avec soin lors des expériences de perception visuelle, varient et ne peuvent généralement pas être précisément et facilement ajustés lors de l'utilisation pratique d'un système visualisation. C'est donc à l'utilisateur d'agir sur les paramètres de la visualisation (en particulier le gain global de contraste G) de façon à obtenir un rendu adapté à l'environnement de visualisation.



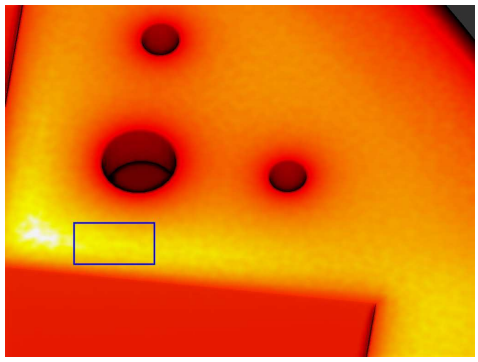
(a) Courbe de sensibilité au contraste du bruit de Perlin pour $p = 0$. La ligne bleue correspond au contraste C correspondant à la zone encadrée en bleu sur les images.



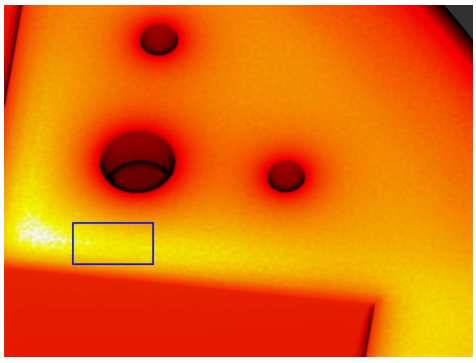
(b) $f_0 = 1$ cpd



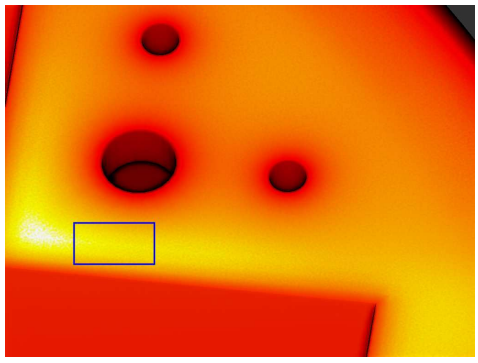
(c) $f_0 = 2$ cpd



(d) $f_0 = 4$ cpd

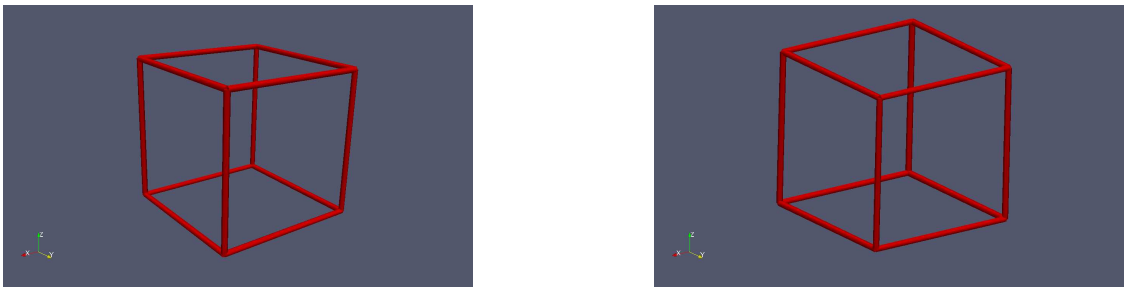


(e) $f_0 = 8$ cpd



(f) $f_0 = 16$ cpd

FIGURE 7.6: Illustration des variations de la visibilité des motifs de bruit de Perlin avec le paramètre de fréquence fondamentale f_0, pour une persistence nulle ($p = 0$). Toutes les images sont réalisés avec le même gain G, mais dans la zone encadrée en bleu, les motifs sont invisibles pour une valeur basse de F_0 (fig. 7.6b, deviennent visible pour des valeurs intermédiaires (fig. 7.6c-7.6e) avant de redevenir invisible pour des hautes fréquences (fig. 7.6f). Ce comportement est cohérent avec la fonction de sensibilité au contraste déterminée par notre étude psychophysique et de modélisation (fig. 7.6).



(a) Projection perspective (b) Projection orthographique

FIGURE 7.7: Visualisation d'un cube en projections perspective et orthographique. La projection perspective (fig. 7.7a) est plus réaliste. La projection orthographique (fig. 7.7b) conserve les distances et les parallèlismes.

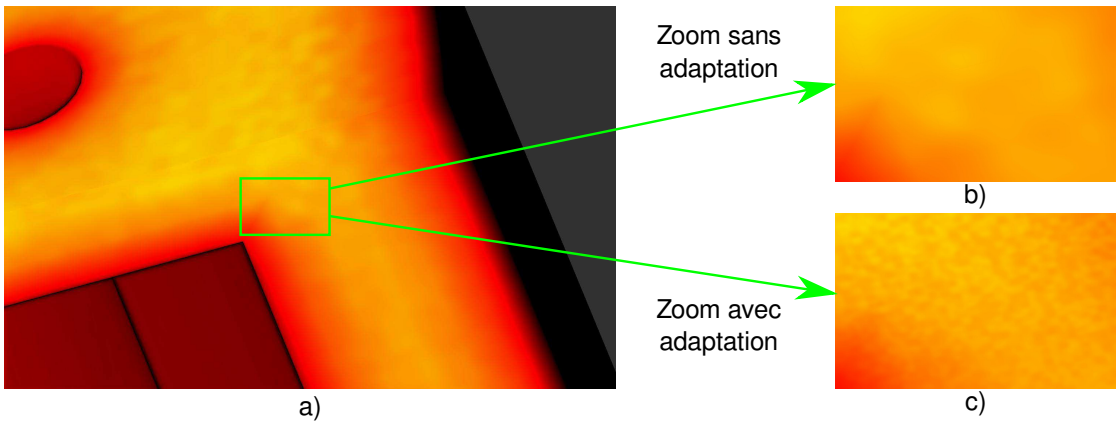


FIGURE 7.8: Effet du zoom sur la perception du bruit, avec ou sans adaptation. Sans adaptation, un motif de bruit aisément perceptible pour un point de vue donné (fig. 7.8a) peut disparaître lors d'une manipulation du niveau de zoom (fig. 7.8b). Avec l'adaptation au niveau de zoom, ce comportement disparaît (fig. 7.8c).

CHAPITRE 8

Application de la technique à des cas industriels réels

Nous avons montré que la méthode de visualisation de données incertaines que nous proposons peut être mise en oeuvre pour la visualisation temps réel de scènes 3D, permet de contrôler la façon dont l'incertitude est représentée au moyen de plusieurs paramètres, et est soutenue par notre étude perceptive. Il reste cependant indispensable d'évaluer notre méthode dans une situation réelle de visualisation. Il s'agit alors d'utiliser notre méthode – au moyen du prototype de visualiseur que nous avons mis au point – sur des jeux de données industriels réels, ou du moins plausibles, puis de proposer cette visualisation à des utilisateurs experts sur ces jeux de données, habitués à le visualiser en utilisant des outils classiques.

Dans ce chapitre, nous présenterons d'abord les deux jeux de données industriels sur lesquels notre méthode a été mise en oeuvre. Puis, nous verrons les retours exprimés par les ingénieurs sur notre technique, et les améliorations que nous avons proposées pour en tenir compte.

Les deux jeux de données industriels que nous avons traités, fournis par EDF R&D, sont tous deux des résultats de simulation numérique de thermique du solide, réalisés par la méthode des éléments finis avec le code de calcul Code_Syrthes [RP11]. Ils concernent toutefois deux études totalement différentes. Dans les deux cas, les valeurs numériques associées aux résultats des calculs ont un caractère confidentiel et ne peuvent être divulguées dans le cadre de cette thèse. C'est pour cette raison qu'elles ne seront pas présentes dans les exemples utilisés.

1 Le cas TIRELIRE : stockage de matériaux radioactifs

Le cas TIRELIRE concerne le stockage souterrain de matériaux radioactifs. Le jeu de données modélise un colis de matériaux dans un tunnel, au sein d'une installation souterraine de stockage, elle-même située dans un environnement géologique connu (couches de terre et de roches superposées ayant des propriétés thermiques diverses). Suite à la désintégration des matériaux radioactifs, les colis de matériaux émettent de la chaleur, et le but de l'étude est de simuler l'influence de cet échauffement sur l'environnement du colis, et en particulier de vérifier que la température dans les couches de roches avoisinnantes ne s'élève pas au dessus d'une certaine valeur seuil.

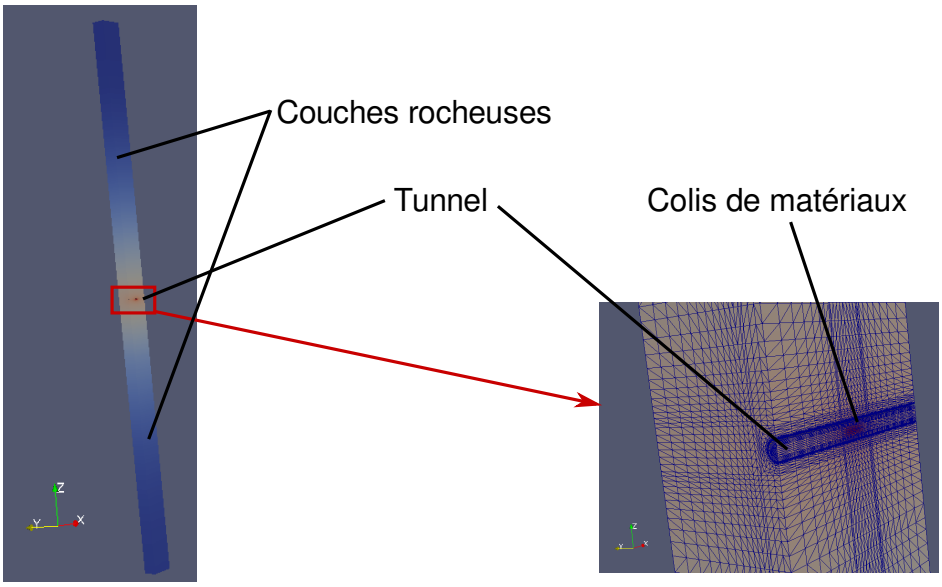


FIGURE 8.1: Desription du cas TIRELIRE. Le domaine spatial considéré est constitué essentiellement d'un grand volume de roches constituant l'environnement du tunnel, qui contient le colis de matériaux radioactifs. Un maillage tétraèdrique est utilisé.

1.1 Description du cas

Domaine spatial et phénomènes physiques simulés

La scène modélisée représente une section de tunnel cylindrique faisant partie d'une installation de stockage. Ce tunnel contient un colis en acier, cylindrique de diamètre légèrement plus petit, posé sur le sol du tunnel. Ce colis contient lui-même des matériaux radioactifs, qui constituent une source de chaleur et chauffent le colis, qui chauffe à son tour le tunnel par transfert radiatif, ce qui entraîne un échauffement des couches de roches environnantes.

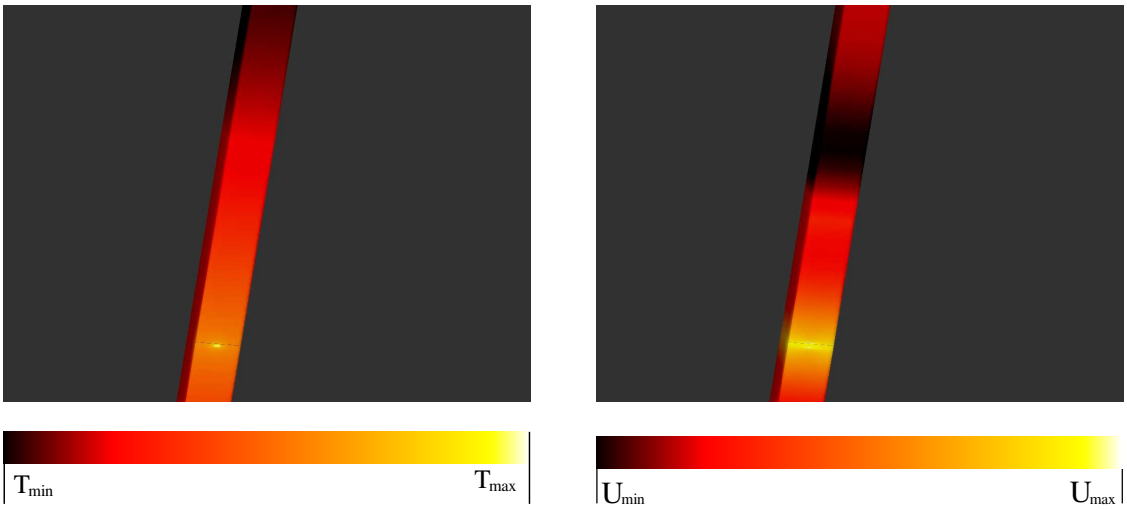
La modélisation de la scène est grandement simplifiée par plusieurs symétries qui peuvent être exploitées. Le tunnel et le colis de matériaux étant cylindriques, on peut se limiter à une étude du demi-tunnel et du volume de terre associé et obtenir les résultats sur l'autre demi-espace par symétrie. Chaque tunnel contenant plusieurs colis identiques espacés de façon régulière, on peut exploiter deux plans de symétrie perpendiculaires à l'axe du tunnel, de part et d'autre du colis à mi-distance du colis suivant. Enfin, l'installation étant elle-même composée de nombreux tunnels (et colis) parallèles et identiques, on peut également placer un plan de symétrie parallèle au tunnel et se trouvant à mi-distance du tunnel suivant. Les deux dernières bornes du domaine physique étudié – qui constituent des conditions limites de température – sont constitués en haut par la surface de la Terre, et en bas par une profondeur suffisamment grande pour que les effets thermiques de la présence des colis puissent être considérés comme négligeables.

Le domaine de la simulation est donc un volume de forme parallelépipèdique, très allongé dans la direction verticale, essentiellement occupé par la roche. Ce domaine est couvert par un maillage tétraèdrique adaptatif, plus fin au niveau du colis et dans la zone avoisinnante qu'aux extrêmités du domaine. L'ensemble du domaine représente 850000 tétraèdres.

Sur ce domaine, on utilise le logiciel de calcul thermique Code_Syrthes pour simuler les échanges thermiques et calculer le champ de température pour chaque maille et à chaque pas de temps. On simule le comportement du système jusqu'à ce qu'il atteigne un état stationnaire, et on s'intéresse au champ de température final.

Simulation avec incertitude

Dans cette étude, les colis de matériaux et les tunnels sont connus avec précision, mais il existe une incertitude sur les caractéristiques physiques des couches rocheuses dans lesquelles ils se trouvent : leur nature



(a) Champ de température (b) Champ d'incertitude

FIGURE 8.2: Résultats des calculs du jeu de données TIRELIRE. Le champ de température (fig. 8.2a) montre une décroissance de la température alors que l'on s'éloigne du colis. Le champ d'incertitude (fig. 8.2b) est plus complexe en raison de la connaissance imparfaite des propriétés thermiques des roches.

géologique est connue, ce qui donne un ordre de grandeur général du coefficient de tranfert thermique et la capacité thermique massique, et ces valeurs peuvent être précisées par des mesures, mais une variabilité subsiste obligatoirement étant donné la taille de l'installation et le volume de roches modélisées.

Le projet TIRELIRE étant encore en développement quand nous nous y sommes intéressés, les données qui nous ont été fournies mentionnent uniquement des valeurs de référence plausibles pour ces grandeurs physiques, mais pas d'estimation de l'incertitude ou de la variabilité, comme un écart-type ou un intervalle de confiance. Nous avons donc postulé que ces grandeurs pouvaient prendre des valeurs définies par des distributions gaussiennes, centrées sur la valeur de référence et avec un écart-type raisonnable.

Ce postulat nous a permis d'employer la méthode de Monte Carlo : nous avons réalisé la simulation thermique pour 300 valeurs des paramètres, en obtenant la valeur de chaque paramètre par un tirage dans la distribution correspondante. Nous obtenons donc 300 champs de température, autrement dit en chaque maille 300 valeurs représentant un échantillon statistique de la distribution de probabilité de la température. De façon à pouvoir traiter ce cas grâce à notre méthode, nous avons calculé la moyenne et l'écart-type de ces 300 valeurs : ainsi, nous obtenons en chaque maille une valeur de température moyenne et une valeur d'incertitude.

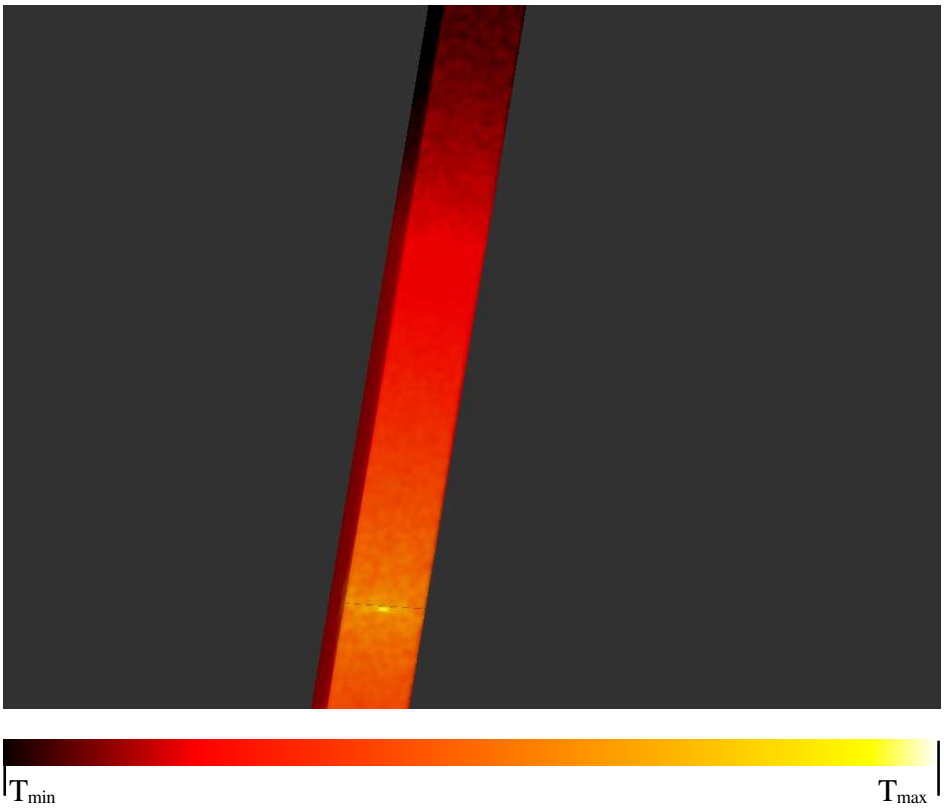
Etant donné le caractère empirique de notre estimation de l'incertitude sur les paramètres initiaux du calcul, ce résultat ne peut être considéré que comme un jeu de données plausible, sans valeur scientifique intrinsèque mais représentatif de ce que peut être le résultat d'un calcul avec incertitude.

1.2 Résultats

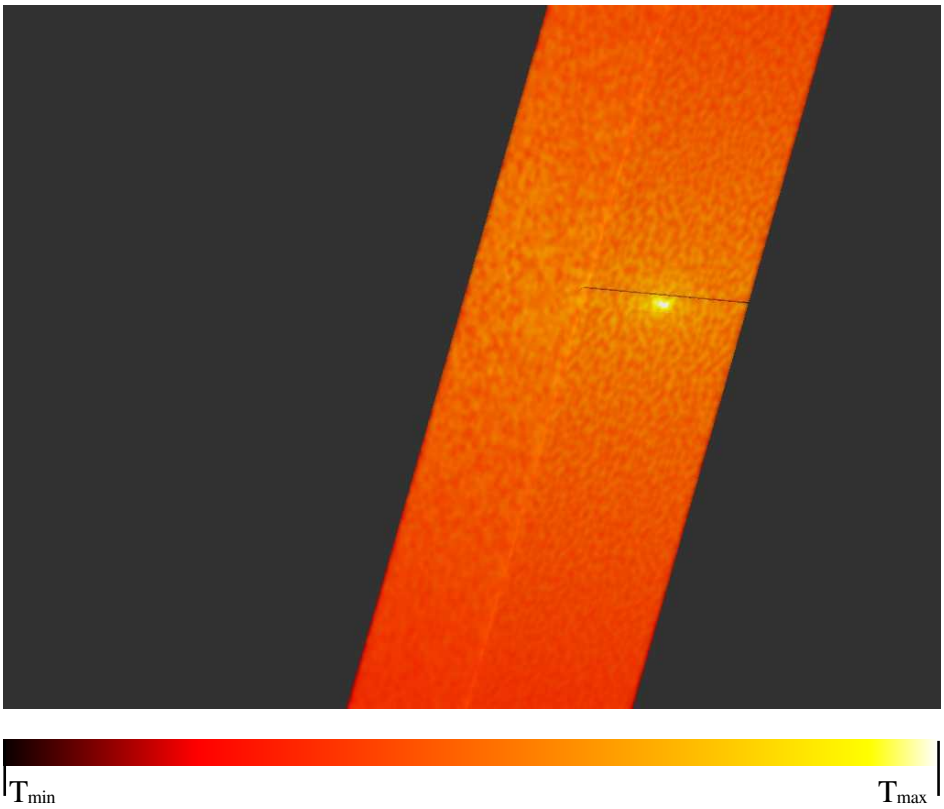
Le résultat de la simulation thermique est qualitativement simple à décrire (fig. 8.2a) : le maximum de température est localisé au niveau du colis de matériaux, puis la température décroît au fur et à mesure de la diffusion de l'énergie thermique dans la roche.

Le champ d'incertitude est plus complexe (fig. 8.2a) : le maximum d'incertitude est également localisé au niveau du colis et des matériaux l'entourant immédiatement puis l'incertitude décroît, avant de croître à nouveau au fur et à mesure que l'on s'éloigne du colis. Ces discontinuités dans le gradient d'incertitude correspondent aux frontières entre les différentes couches de roches, qui possèdent des propriétés différentes connues avec plus ou moins de précision.

La visualisation de données incertaines par bruit de Perlin permet bien de visualiser ce comportement (fig. 8.3 : avec un paramétrage approprié, le bruit apparaît bien dans la région du colis (fig. 8.3b) et dans la zone plus éloignée où l'incertitude redevient élevée, et son absence montre la faible incertitude dans la zone intermédiaire (fig. 8.3a). Sur l'ensemble du domaine étudié, l'information de température reste aisée à comprendre, son rendu étant analogue aux échelles de couleur utilisées habituellement.



(b) Vue d'ensemble



(c) Région du colis

FIGURE 8.3: Visualisation du jeu de données TIRELIRE avec notre méthode. Le champ de température est tout aussi aisément compréhensible que dans une visualisation classique (fig. 8.2a), et le bruit permet de comprendre aisément la structure du champ d'incertitude.

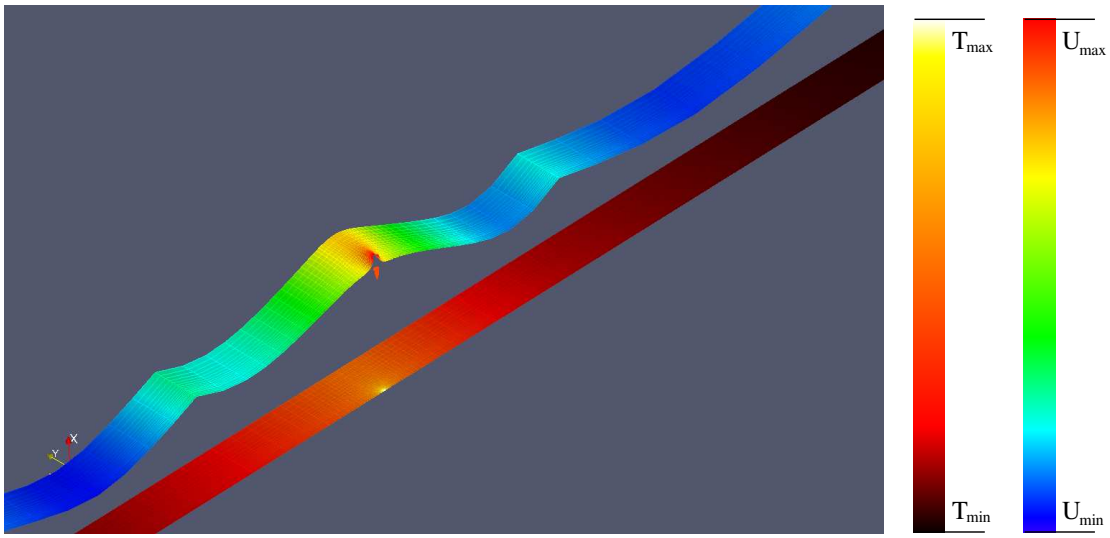


FIGURE 8.4: Cas TIRELIRE visualisé avec incertitude par des méthodes provenant de l'état de l'art. Une coupe est réalisée selon un plan orthogonal à l'axe du tunnel, et le champ de température est représenté dessus en utilisant l'échelle de couleur lBBR. Puis, une déformée de cette coupe selon le champ d'incertitude est superposée à cette première visualisation. Le champ d'incertitude est également représenté sur la déformée par une échelle de couleur "arc-en-ciel". Cette visualisation est similaire à celle proposée par Kao et collègues [KLDP02] présentée précédemment en fig. 2.21a p. 42.

Notre visualisation s'avère donc efficace pour cette étude, mais nous devons remarquer que son utilisation n'a qu'un intérêt limité sur ce jeu de données où la géométrie comme les phénomènes physiques sont assez simples. On s'intéresse essentiellement à la valeur de la température le long de la dimension verticale, sur l'axe passant par le colis, à travers les différentes couches géologiques. Ces données peuvent aisément être résumées par un sous-ensemble bidimensionnel ou même monodimensionnel exprimant la température sur un plan de coupe ou le long d'une droite traversant le volume d'étude, qui peuvent être visualisés par des outils plus classiques, comme les méthodes proposés par Kao et collègues ([KLDP02] ; fig. 8.4). Ce travail fournit toutefois une première validation de notre technique sur un jeu de données plausible.

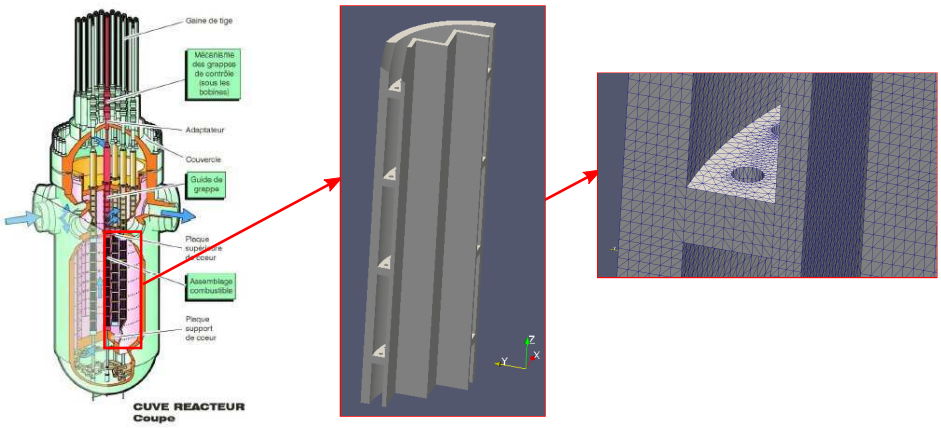
2 Internes de cuve

Le cas "internes de cuve" s'intéresse au comportement d'éléments structurels présents dans la cuve d'un réacteur nucléaire. Il s'agit d'une structure en acier qui sert de support aux assemblages de combustible nucléaire à l'intérieur de la cuve du réacteur. Cette structure est donc chauffée par le rayonnement radioactif provenant du combustible, et refroidie par l'eau circulant à l'intérieur de la cuve. Etant donné la situation de cet élément au coeur d'un réacteur nucléaire en fonctionnement, il est à la fois crucial d'étudier son comportement et délicat de réaliser des mesures expérimentales. C'est pourquoi on a recours à la simulation numérique pour connaître le comportement thermique de ces internes.

2.1 Description du cas

Domaine spatial et phénomènes physiques simulés

Les internes de cuve sont une structure de grande taille et à la géométrie complexe (fig. 8.5a). L'étude décrite ici ne concerne qu'une sous-partie des internes, constituée principalement de deux surfaces allongées, l'une de forme courbe ayant pour section un arc de cercle, l'autre constituée de quatre montants plans assemblés à angle droit en forme de "W" (fig. 8.5b). Ces deux structures sont reliées l'une à l'autre par quatre éléments plans, parallèles entre eux, percés chacun de sept trous de section circulaire qui permettent la circulation de l'eau de refroidissement. L'ensemble de ce domaine spatial est couvert par un maillage tétraèdrique d'une grande finesse (fig. 8.5c), représentant plus d'un million de mailles.



a) Schéma d'une cuve réacteur

b) Elément modélisé

c) Détail du maillage

FIGURE 8.5: Description générale du cas “internes de cuve”. La cuve d’un réacteur nucléaire (fig. 8.5a) contient divers éléments, dont des structures internes servant de support au combustible nucléaire. Une partie de ces éléments internes est modélisée (fig. 8.5b) et maillée par des éléments tétraèdriques (fig. 8.5c), sur lesquels sont effectués les calculs de thermique.

L’ensemble de ces structures métalliques est soumis à un rayonnement radioactif (neutrons et rayons gamma) provenant du combustible nucléaire (situé hors du domaine spatial étudié), qui entraîne un échauffement. L’intensité de ce dépôt radiatif – et de l’échauffement qui en découle – a été modélisé par un calcul antérieur en utilisant le code de simulation neutronique TRIPOLI : on connaît donc pour chaque maille les termes sources thermiques.

Ces structures sont également refroidies par l’eau circulant dans la cuve réacteur, en contact avec toutes les surfaces des structures étudiées. Le comportement mécanique et thermique de ce fluide de refroidissement, ainsi que ses échanges thermiques avec les internes de cuve, ont été calculés dans un travail préalable utilisant le code de mécanique des fluides Code_Saturne. Dans notre étude, l’interface avec l’eau de refroidissement constitue donc une condition limite constante de température, connue en tout point de la surface des structures modélisées.

Sur l’ensemble du domaine spatial, on utilise le logiciel de calcul thermique Code_Syrthes pour simuler les échanges thermiques et calculer le champ de température pour chaque maille et à chaque pas de temps. On simule le comportement du système jusqu’à ce qu’il atteigne un état stationnaire, et on s’intéresse au champ de température final.

Simulation avec incertitude

La désintègration de l’atome elle-même étant un phénomène aléatoire, les codes de calculs neutroniques ne peuvent donner que des résultats statistiques. Le code TRIPOLI utilisé pour calculer le dépôt radioactif et l’échauffement qui en découle emploie la méthode de Monte Carlo pour simuler le transport des neutrons et des rayonnements gamma. Le résultat en est en chaque maille un échantillon statistique décrivant une distribution de probabilité gaussienne, synthétisée par une valeur moyenne de l’échauffement et un écart-type.

Nous avons utilisé cette connaissance de l’incertitude sur le terme source pour utiliser nous aussi la méthode de Monte Carlo dans le calcul du champ de température. Trois mille simulations ont été réalisées, en utilisant à chaque fois pour les sources de chaleur des valeurs obtenues par tirage aléatoire dans la distribution gaussienne décrite par les résultats du calcul neutronique. Ces simulations nous donnent, en chaque maille, un échantillon de trois mille valeurs du champ de température final, que nous synthétisons à notre tour par une température moyenne et un écart-type qui peuvent être visualisés par notre technique.

2.2 Résultats

Pour la visualisation de ce jeu de données, nous prendrons pour hypothèse que l'on s'intéresse particulièrement au champ de température à l'intérieur de la seconde plaque percée reliant les deux montants principaux. On tronque donc le domaine spatial pour faire apparaître le champ de température dans cet élément (fig. 8.6).

Le résultat de la simulation thermique montre un champ de température prenant des valeurs élevées au centre des éléments, et décroissant au fur et à mesure que l'on se rapproche des surfaces refroidies par l'eau. La température est également plus faible dans la surface arrondie arrière et à la périphérie du domaine spatial, zones où les dépôts radiactifs sont plus faibles, que dans la partie avant et les plaques percées, davantage soumises à l'irradiation.

L'incertitude sur le champ de température final est nulle au niveau des surfaces de contact avec l'eau, qui constituent une condition limite dont la connaissance est considérée comme parfaite. Elle est plus élevée dans les régions éloignées de ces surfaces, et l'est d'autant plus que l'on se rapproche des régions où le dépot de rayonnement est élevé et fortement incertain.

Notre visualisation par bruit de Perlin permet efficacement de rendre compte de cette situation (fig. 8.7). La comparaison avec la visualisation du simple champ de température (fig. 8.6a) montre que sa compréhension ne semble pas affectée par la présence du bruit. Les zones de haute incertitude que l'on peut remarquer en fig. 8.6b sont mises en évidence par le bruit, et leur représentation vient compléter celle du champ de température sans la perturber. Par exemple, la figure 8.7b fait apparaître des zones de haute température avec une incertitude élevée, et des températures plus modérées sur une grande étendue, où l'incertitude est tantôt forte comme pour la région située à droite à l'intersection des deux plans, tantôt faible dans le reste des structures.

3 Présentation d'un cas à des ingénieurs experts

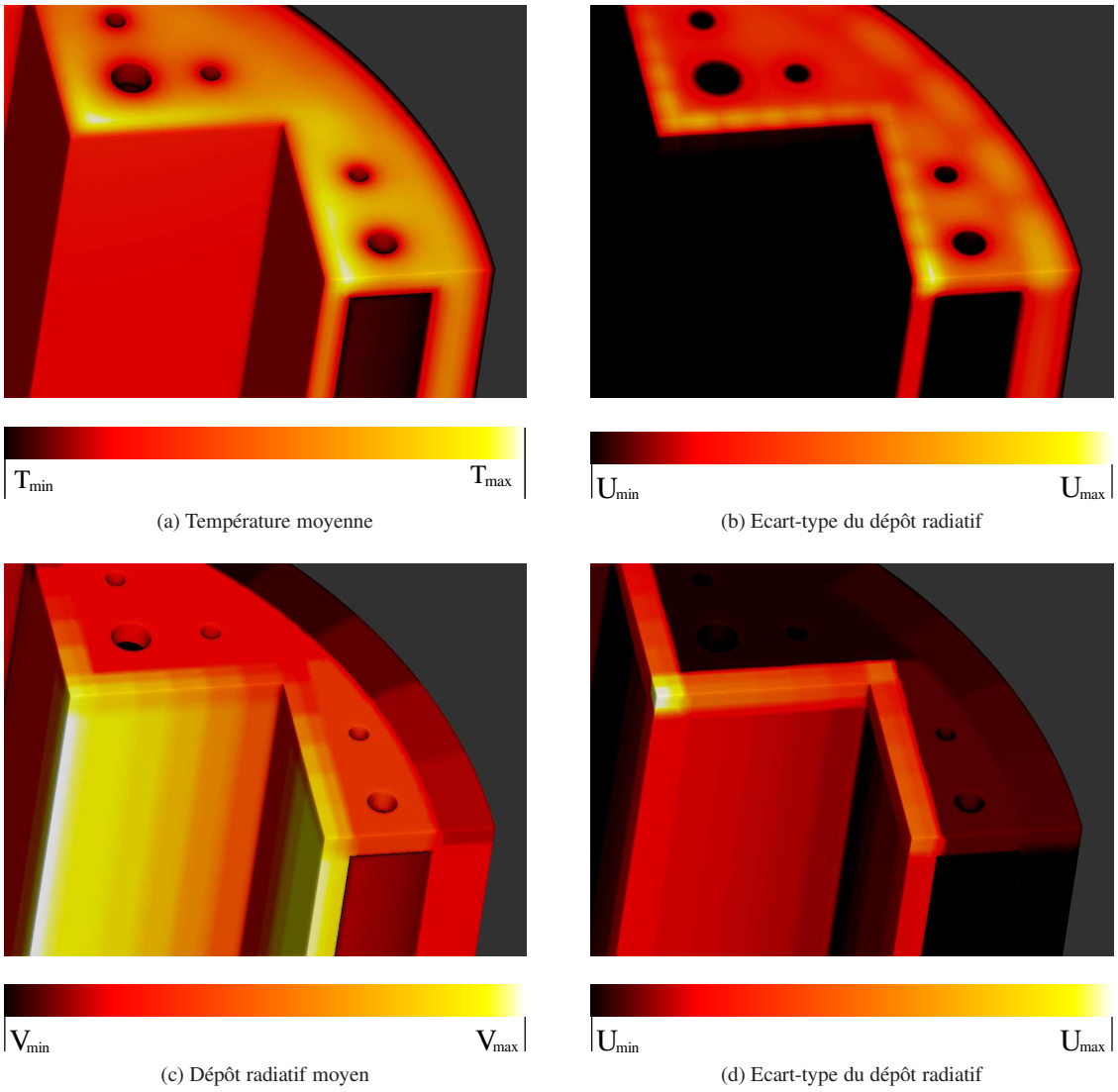
De façon à valider cette utilisation de notre technique de visualisation de données incertaines dans un cas réel, nous avons proposé aux deux ingénieurs nous ayant communiqué le jeu de données "internes de cuve" de dépouiller le résultat de la simulation, en notre présence, en utilisant notre technique (fig. 8.8). Ces ingénieurs sont les responsable de cette étude et ont déjà réalisé de nombreux travaux similaires, et incluent également l'un des principaux développeurs du logiciel Code_Syrthes utilisé pour la simulation thermique. Ce sont donc des experts en traitement des données thermiques, et ils ont une grande expérience concernant la visualisation de champs de température par des échelles de couleur.

De façon à donner aux utilisateurs un point de comparaison, nous leur avons proposé successivement trois visualisations pour le champ de température incertain : une visualisation successive de la température moyenne et de l'écart type, une visualisation de ces deux champs côte à côte (comme les images 8.6a et 8.6b présentées simultanément), et notre technique utilisant le bruit de Perlin. Les utilisateurs pouvaient manipuler le point de vue de façon interactive et utiliser plusieurs échelles de couleur.

3.1 Analyse des retours

Les premières réactions devant la visualisation que nous proposons sont positives. Les utilisateurs saisissent immédiatement et intuitivement l'association entre bruit visuel et incertitude. Ils sont satisfaits d'obtenir une information sur l'incertitude qui les aide dans leur exploration du champ de température. Avec un paramétrage adapté, la visualisation fait particulièrement ressortir les zones de haute incertitude, sans perturber la visualisation par des stimuli visuels attirant l'attention, et sans masquer le champ de données principal, dont la visualisation et la compréhension restent inchangées.

La principale critique formulée tient à la difficulté de comparer l'incertitude en deux points distincts : les zones hautement incertaines sont bien mises en valeur par un bruit significatif, et le bruit est indiscernable dans les zones faiblement incertaines, mais comparer deux zones hautement incertaines pour déterminer où l'incertitude est la plus élevée, par exemple, est particulièrement délicat. De façon générale, notre méthode semble mieux se prêter à des analyses qualitatives sur la répartition du champ d'incertitude (*où* se trouve l'incertitude ? notre connaissance de la valeur à cet endroit présente-t-elle ou non une incertitude significative ?) qu'à des analyse quantititives sur les valeurs relatives de l'incertitude dans plusieurs régions du domaine spatial (*combien* d'incertitude y a-t-il à cet endroit ? Est-ce supérieur ou inférieur à l'incertitude en cet autre point ?).



(a) Température moyenne

(b) Ecart-type du dépôt radiatif

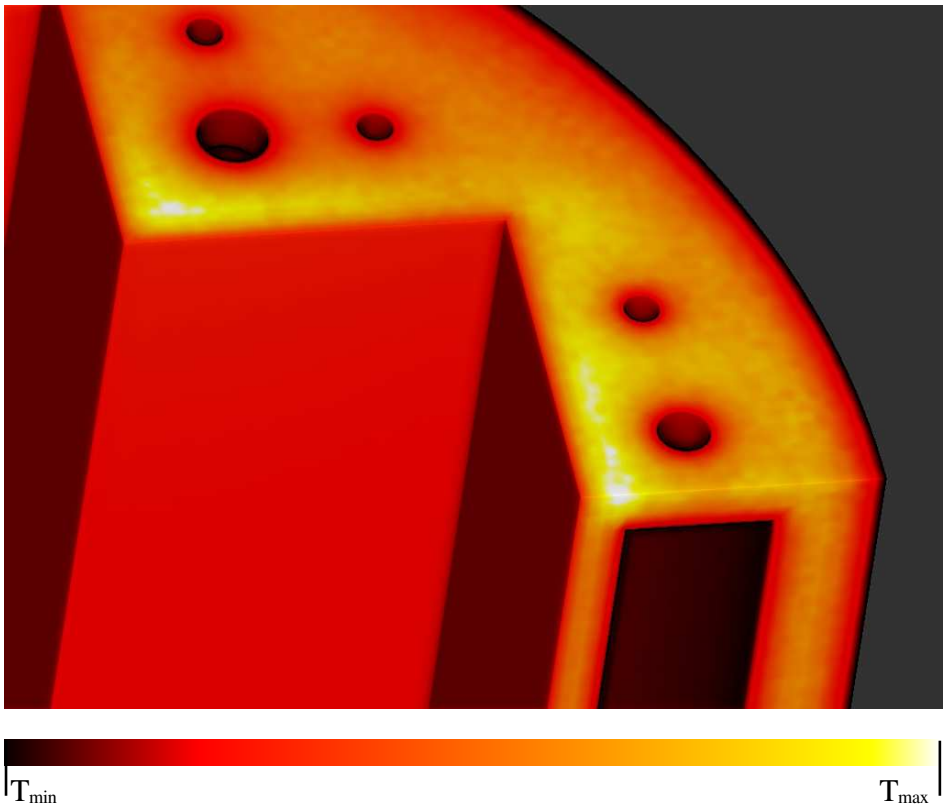
(c) Dépôt radiatif moyen

(d) Ecart-type du dépôt radiatif

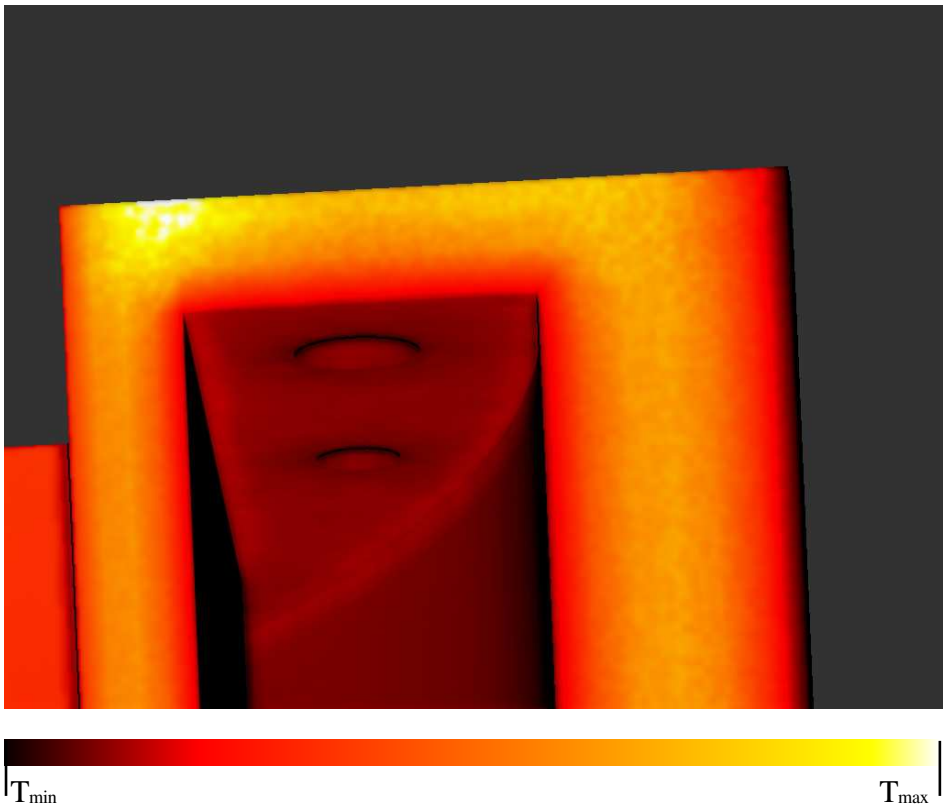
FIGURE 8.6: Résultats des calculs du jeu de données “internes de cuve” (fig. 8.6a-8.6b), comparé aux caractéristiques du dépôt radiatif source de chaleur (fig. 8.6c-8.6d). Le champ de température moyen (fig. 8.6a) montre que les températures élevées sont obtenues dans les zones fortement chauffées (fig : 8.6c) et éloignées des surfaces refroidies. Le champ d’incertitude montre un écart-type d’autant plus élevé que l’on s’éloigne des surfaces refroidies (fig. 8.6b) et que la source de chaleur locale est elle-même importante et incertaine (fig. 8.6c-8.6d).

Une autre observation portée sur le résultat de notre technique concerne les régions où le niveau d’incertitude est intermédiaire, à la frontière entre des régions de haute incertitude et des régions peu incertaines. Visuellement, ces zones situées entre une zone où le bruit est clairement visible et une zone où il n’est pas détectable correspondent au seuil de sensibilité au contraste pour les motifs de bruit de Perlin.

Suite à notre étude psychophysique du bruit de Perlin multioctave, il est aisé de faire varier les paramètres de l’algorithme (f_0, p et G) pour placer ce seuil à un niveau d’incertitude quelconque au choix de l’utilisateur. Mais il demeure que la visibilité des motifs de bruit de Perlin autour de ce seuil est fluctuante : la perception ou non du bruit peut dépendre de facteurs comme les caractéristiques de l’écran, les conditions d’éclairage, ou le point de fixation du regard de l’utilisateur. Le bruit peut également être visible pour certains observateurs et invisibles pour d’autre. Ce comportement s’explique bien par les variations inter-individuelles significatives que nous avons mesurées pour la sensibilité au contraste du bruit de Perlin (voir 2.1), et par les nombreux facteurs qui affectent la détection du contraste de luminance en général (voir 2.2), mais est gênant pour la



(b) Vue d'ensemble



(c) Détail de la section d'un des plans

FIGURE 8.7: Visualisation du jeu de données "internes de cuve" avec notre technique. Dans la visualisation d'ensemble (fig. 8.7a), le bruit ajoute une information d'informatique simple à appréhender et ne perturbe aucunement la compréhension du champ thermique. Dans l'étude du détail de la section d'un des plans percés reliant les deux structures principales (fig. 8.7b), le bruit de Perlin permet de faire ressortir deux zones de haute incertitude, l'une à gauche de l'image et associée à une très haute température, l'autre à droite avec une température plus modérée.

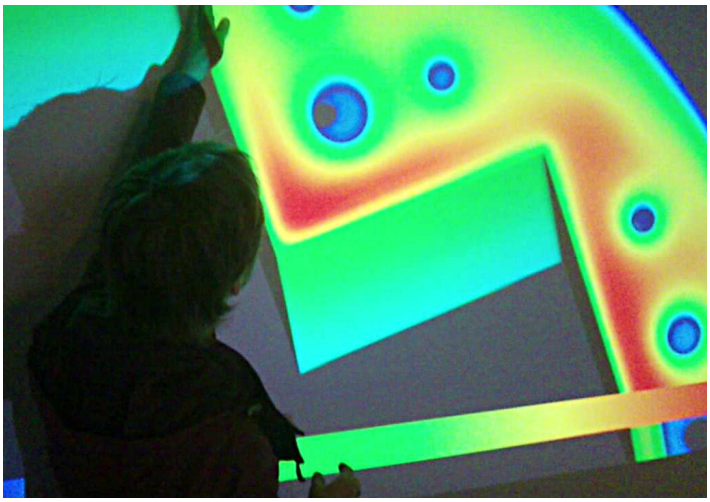


FIGURE 8.8: Etude du cas "interne de cuve" par des ingénieurs experts avec notre méthode.

visualisation.

3.2 Une amélioration : utilisation de fonctions de transfert

Ce dernier problème peut être résolu en modifiant légèrement le fonctionnement de notre algorithme : il s'agit d'introduire dans le calcul du contraste du bruit une fonction de transfert f, non-linéaire, qui modifie la façon dont les valeurs d'incertitude sont associées au contraste de la texture de bruit. Au lieu d'avoir une progression linéaire du contraste avec l'incertitude (fig. 8.9a), on applique à l'incertitude une fonction bien choisie avant sa prise en compte. L'équation 7.2 qui décrivait le calcul du contraste devient donc :

$$c(\mathbf{x},t) = V(\mathbf{x}) + n_{f_0,p}(\mathbf{x},t) \cdot G \cdot f(U(\mathbf{x})) \tag{8.1}$$

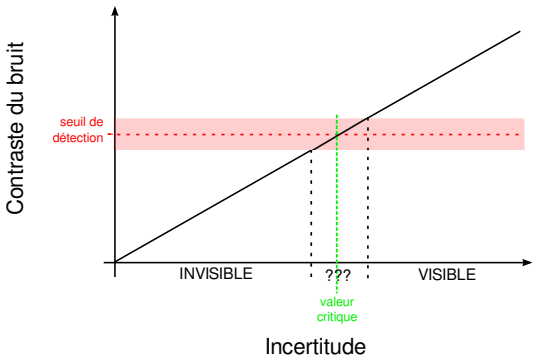
On choisit cette fonction croissante, dont la pente au niveau du seuil de sensibilité est particulièrement élevée. La plupart des valeurs d'incertitude correspondent donc alors soit à des contrastes très faibles où le bruit est invisible, soit à des contrastes élevés où il est visible, la région de transition étant fortement réduite (fig. 8.9b). Cela se traduit dans la visualisation par une frontière nette entre une zone d'intérêt, où l'incertitude dépasse une valeur critique, et son environnement (fig. 8.9d).

La forme précise de la fonction de transfert utilisée est peu importante, pourvu qu'elle soit continue, croissante, et que la pente autour du seuil de sensibilité puisse être aisément manipulée. Nous avons expérimenté une fonction linéaire par morceaux et une fonction sigmoïde, qui malgré des expressions mathématiques très différentes donnent des résultats visuellement indiscernables. L'exemple présenté en figure 8.9d utilise une sigmoïde de formule :

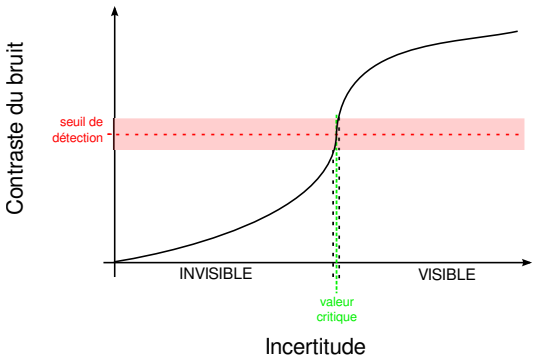
$$f_{a,b}(x) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{x-a}{b}}} \tag{8.2}$$

Avec cette fonction de transfert, notre méthode constitue une manière efficace et intuitive de mettre en valeur des régions d'incertitude élevée, de façon à ce que les visualiseurs prennent en compte cette incertitude et lui accordent une attention particulière ou un traitement spécifique. Utilisée de cette façon, notre technique peut se rapprocher de méthodes de visualisation plus classiques, comme des isosurfaces ou des lignes de niveau d'incertitude tracées sur la visualisation. Mais l'utilisation de la primitive graphique du bruit de Perlin évoque de façon immédiate l'incertitude, ce qui n'est pas le cas des lignes de niveau utilisées généralement comme outils d'exploration d'un champ scalaire propre comme la pression ou la température, et mentalement associées à ce type de données par les utilisateurs.

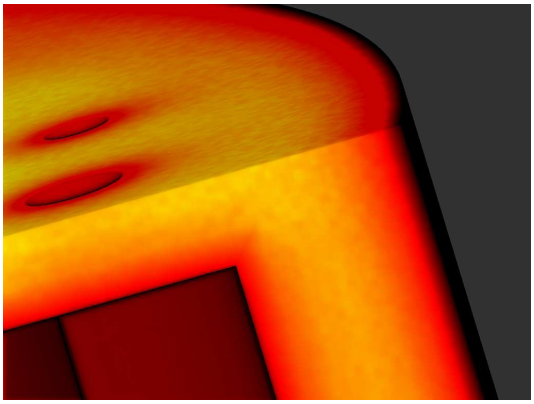
De plus, lignes de niveau et échelle de couleur sont deux primitives visuelles de nature totalement différentes, et les utiliser conjointement pour visualiser des données incertaines ne remplit par les critères de "visualisation véridique" (voir ch.2, 1.3) qui permettent une bonne prise en compte de l'incertitude. Notre technique, qui est une variation sur la visualisation par échelles de couleur, respecte mieux ces principes et garde libre l'espace



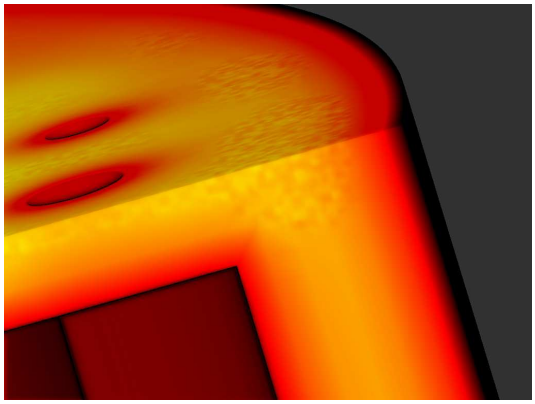
(a) Version initiale de notre méthode



(b) Version utilisant une fonction de transfert non-linéaire



(c) Visualisation sans fonction de transfert



(d) Visualisation avec fonction de transfert (ici la sigmoïde de la formule 8.2)

FIGURE 8.9: Visualisation de données incertaines grâce au bruit de Perlin animé, avec ou sans fonction de transfert. Dans la version initiale de notre méthode, l'association linéaire entre incertitude et contraste des motifs de bruit fait apparaître autour du seuil de sensibilité une large plage d'incertitude où le bruit peut être perceptible ou non (fig. 8.9a), ce qui entraîne une imprécision sur les zones mises en évidence par la texture (fig. 8.9c). Avec une fonction de transfert hautement croissante dans la région du seuil de sensibilité, la zone d'ambiguité se trouve réduite (fig. 8.9b) et la visualisation est plus précise et agréable (fig. 8.9d).

visuel occupé par les lignes de niveau, ce qui permet à l'utilisateur de l'exploiter pour visualiser des données supplémentaires.

Conclusion

Contributions

Les travaux présentés dans ce mémoire prennent leur source dans les recherches entre visualisation scientifique et sciences cognitives menées depuis maintenant plusieurs années par EDF R&D, le Laboratoire de Physiologie de la Perception et de l'Action (CNRS / Collège de France), et les équipes d'informatique graphique de l'INRIA Rhône-Alpes. Une première thèse [Bou09] avait déjà démontré l'intérêt d'une approche reposant sur la perception visuelle pour aborder les problématiques émergentes de visualisation scientifique à EDF R&D.

L'importance croissante accordée au traitement de l'incertitude dans le calcul scientifique, et dans la visualisation des données en résultant, nous a naturellement invité à nous intéresser à la problématique de la visualisation de données incertaines. La réalisation d'un état de l'art sur le sujet a montré une grande activité de la recherche en visualisation autour de cette thématique, de nombreuses propositions ayant été formulées pour prendre en compte l'incertitude dans la plupart des méthodes de visualisation couramment utilisées. Ce travail a également permis de mettre en relief les problèmes spécifiques soulevés par l'incertitude en visualisation, les obstacles à l'adoption des techniques de visualisation d'incertitude par la communauté scientifique, et les pistes envisagées pour surmonter ces obstacles.

Ces études préliminaires ont mis en évidence le manque d'un outil permettant de prendre en compte de façon efficace et intuitive l'incertitude lors de la visualisation de champs scalaires par des échelles de couleur sur des géométries 3D complexes. Nous avons proposé d'utiliser un bruit procédural animé pour biaiser le rendu par échelle de couleur et prendre ainsi en compte l'information d'incertitude. De façon à s'assurer de la viabilité de ces algorithmes de bruit – développés et utilisés essentiellement pour le rendu d'images photoréalistes – comme primitive de visualisation scientifique, nous avons décidé de réaliser une évaluation perceptive de stimuli générés grâce à un algorithme de bruit courant, celui proposé par Perlin.

Cette étude psychophysique, portant sur la détection de stimuli de luminance générés aléatoirement à partir de bruit de Perlin multioctave, nous a permis de mesurer des seuils de sensibilité au contraste pour 16 paramétrages différents de l'algorithme de génération. La comparaison de ces résultats avec des mesures réalisées sur des stimuli plus simples montre un comportement qualitativement proche de celui observé pour des motifs sinusoïdaux, couramment utilisés en psychophysique pour la mesure de la fonction de sensibilité au contraste, qui décrit la sensibilité du système visuel humain en fonction des fréquences sptiales présentes dans un stimulus. En termes de visualisation scientifique, cette étude nous permet d'anticiper les situations dans lesquelles ce stimulus sera ou non perceptible, ce qui est indispensable pour la conception d'un système de visualisation efficace.

Toutefois, la mesure de seulement 16 valeurs de sensibilité au contraste, limitée par des contraintes expérimentales, ne permet qu'une appréhension assez grossière des seuils de détection pour ces motifs à base de

bruit de Perlin. Nous avons donc fait appel à un modèle computationnel de détection de stimuli de luminance, élaboré à partir de connaissances théoriques sur le système visuel humain et de mesures de sensibilité effectuées sur des stimuli divers, pour étendre ces résultats. Ce modèle, que nous avons intégralement réimplémenté, est capable de prédire un seuil de sensibilité à partir d'un stimulus de luminance. Nous avons d'abord constaté que ce modèle donne, sur nos stimuli expérimentaux, des résultats très proches de nos données expérimentales, ce qui confirme d'une part la qualité de nos mesures, d'autre part le bon fonctionnement du modèle et son adéquation à nos stimuli. Après cette vérification, nous avons pu utiliser le modèle pour calculer des valeurs de sensibilité au contraste pour de nombreux paramétrages de l'algorithme de bruit de Perlin multioctave, ce qui nous a permis d'améliorer notre évaluation de la sensibilité au contraste pour ce type de stimuli.

Grâce à ces résultats expérimentaux et de modélisation, nous avons pu utiliser ce bruit de Perlin multioctave comme primitive de visualisation pour représenter l'incertitude. Le résultat de ce travail est une nouvelle méthode de visualisation des données scalaires incertaines, fondée sur la visualisation par échelles de couleur et conservant sa facilité d'interprétation, mais utilisant un bruit de Perlin pour modifier le rendu de façon à montrer l'incertitude. La connaissance de la sensibilité au contraste permet d'adapter les différents paramètres du rendu – contraste mais aussi paramètres de l'algorithme de bruit – de façon à s'assurer que l'information d'incertitude est visible par les utilisateurs, sans pour autant perturber l'ensemble de la visualisation.

Notre méthode de visualisation a par la suite été implémentée dans une application de démonstration, grâce à laquelle nous avons pu l'expérimenter sur plusieurs jeux de données. En particulier, nous avons pu appliquer cette technique aux résultats de deux études fournies par EDF R&D, et présenter l'une de ces visualisations à des ingénieurs experts habitués à visualiser ces données grâce à des échelles de couleur. Cette collaboration a permis de confirmer l'utilité et l'utilisabilité de notre technique, ainsi que de mettre au jour certaines limitations. Ces échanges nous ont ensuite permis d'améliorer encore la technique de visualisation de données incertaines, en intégrant à notre algorithme une fonction de transfert non-linéaire. Cette visualisation améliorée se montre particulièrement efficace pour la mise en valeur de zones de haute incertitude, qui peut être réalisée de façon précise, intuitive, et sans perturber la visualisation des données initiales.

Perspectives

De nombreuses perspectives d'extension de ces contributions restent ouvertes. Du point de vue de la mise en oeuvre pratique de l'algorithme de visualisation, bien que nos expérimentations réalisées en collaboration avec les ingénieurs experts EDF R&D démontrent l'intérêt et l'utilisabilité de notre visualisation, des efforts restent à réaliser pour l'intégrer à la pratique de le visualisation pour des applications industrielles. Un premier travail, qui a déjà donné lieu à quelques développements, serait de se baser sur les résultats de l'étude psychophysique et les retours des utilisateurs pour proposer une interface simplifiée, qui laisserait simplement l'utilisateur déterminer un seuil d'incertitude à visualiser et configurerait automatiquement les paramètres de l'algorithme (paramètres f_0 et p, gain et fonction de transfert du contraste, fréquence temporelle de l'animation, ...) de façon à répondre à ce critère. La technique pourrait alors être intégrée à des outils de visualisation utilisés en situation industrielle, comme le logiciel ParaView [LIL12] ou la bibliothèque VTK [Inc12], disponibles sous licence libre. Enfin, l'implémentation de notre technique en utilisant le langage graphique GLSL est fonctionnelle mais pourrait encore être optimisée.

Concernant les aspects plus fondamentaux de nos contributions, dans la continuité du travail expérimental initié dans cette thèse, des études psychophysiques supplémentaires permettraient également d'affiner notre connaissance de la réponse du système visuel humain aux textures de bruit utilisées, et ainsi d'optimiser encore les utilisations de notre technique. Nous avons déjà fait la remarque que la visualisation que nous proposons induit des variations spatiales et temporelles de teinte et de luminance, dont les caractéristiques précises dépendent du paramétrage du bruit et de l'échelle de couleur utilisée. Notre travail sur la perception des stimuli statiques de luminance pourrait donc être complété ou étendu par des études sur la perception de motifs animés et présentant des variations de teinte. Ces travaux pourraient être guidés par les études psychophysiques déjà réalisés pour des stimuli chromatiques [Mul85] et animés [Kel79b], tout comme l'étude à laquelle nous avons procédé a été orientée par les travaux sur la fonction de sensibilité au contraste pour des motifs statiques de luminance.

Une telle étude pour des stimuli chromatiques permettrait en particulier de mieux comprendre l'influence du choix de l'échelle de couleur sur le résultat de notre visualisation. Cela permettrait d'améliorer notre technique de façon à obtenir une visualisation hautement efficace même avec des échelles de couleur sous-optimales, ou

bien au contraire de proposer des échelles de couleur particulièrement adaptées à la visualisation de données incertaines par notre méthode.

Il n'existe toutefois à notre connaissance pas de modèle computationnel général de sensibilité au contraste capable de prédire des seuils de sensibilité pour des stimuli chromatiques et animés. Le développement d'un tel modèle serait un projet ambitieux étant donné la complexité des interactions entre les différents mécanismes de perception mis en jeux (détection du contraste de luminance, du contraste de teinte isoluminant, et du mouvement) [Mul03], mais représenterait une contribution importante à l'étude de la sensibilité du système visuel humain.

Nous avons également remarqué que notre technique met efficacement en évidence des zones d'incertitude élevée dans un jeu de données, mais ne permet pas à l'utilisateur de comparer facilement et précisément la valeur de l'incertitude entre plusieurs zones où elle est perceptible. Ce comportement est à mettre en parallèle à notre étude psychophysique, qui s'intéresse exclusivement à la *détection* des stimuli à base de bruit de Perlin : les stimuli sont présentés successivement et de façon isolée, et notre étude ne fournit aucune information sur la différence de perception entre plusieurs motifs de bruit de contraste ou de paramètres différents. Un travail portant sur la comparaison de la façon dont sont perçus différents motifs de bruit (générés par l'algorithme de Perlin ou d'autres méthodes procédurales) permettrait d'avoir à notre disposition un ensemble de motifs aléatoires caractérisés perceptivement, grâce auxquels représenter quantitativement l'incertitude. Une telle étude serait toutefois plus délicate à réaliser, son objet (la salience relative de deux stimuli) étant plus complexe.

TABLE DES MATIÈRES

Introduction **11**
Motivations . . . 12
Organisation du document . . . 13

I Visualiser des données incertaines et complexes **15**

1 Visualisation scientifique et perception visuelle **17**
1 Pourquoi visualiser ? . . . 17
1.1 Visualiser pour explorer . . . 18
1.2 Visualiser pour décider . . . 18
1.3 Visualiser pour communiquer . . . 18
2 Défis actuels en visualisation scientifique . . . 19
2.1 Des données de plus en plus volumineuses et complexes . . . 19
2.2 De nouvelles façons de visualiser les données . . . 21
2.3 Visualiser des données incertaines . . . 22
3 Pourquoi une approche perceptive ? . . . 22
3.1 Evaluer les techniques de visualisation existantes . . . 23
3.2 Développer de nouvelles visualisations perceptivement adaptées . . . 24
4 Conclusion . . . 26

2 Visualisation de données incertaines **27**
1 Qu'est-ce que visualiser l'incertitude ? . . . 27
1.1 Une notion mal définie . . . 27
1.2 Plusieurs sources d'incertitude . . . 28
1.3 Comment prendre en compte l'incertitude . . . 29
2 Les techniques de visualisation de données incertaines . . . 30
2.1 Utilisation de variables graphiques libres . . . 30
2.2 Enrichissement d'objets existants . . . 35
2.3 Ajout d'objets . . . 38
2.4 Animation . . . 41
3 Conclusion et perspectives . . . 43

II Etude psychophysique d'une texture procédurale : le bruit de Perlin 45

3 Un bruit procédural multidimensionel : le bruit de Perlin 47
1 Le bruit de Perlin : une des premières textures procédurale . . . 47
1.1 Genèse . . . 47
1.2 Description et utilisations . . . 48
2 Description technique . . . 49
2.1 Algorithme de génération . . . 49
3 D'autres algorithmes de bruit . . . 51
4 Une primitive de visualisation adaptée ? . . . 51
4.1 Textures utilisées pour la visualisation . . . 51

4 Sensibilité au contraste des stimuli de luminance 55
1 Mesure du contraste de luminance . . . 55
2 La sensibilité au contraste de luminance . . . 56
2.1 Sommation spatiale du contraste des petits stimuli : la loi de Riccò . . . 57
2.2 Sélectivité à certaines fréquences spatiales : la fonction de sensibilité au contraste . . . 57
2.3 Structure en canaux fréquentiels du système visuel . . . 58

5 Sensibilité au contraste de stimuli à base de bruit de Perlin 61
1 Description de l'expérience . . . 61
1.1 Stimuli de luminance utilisés . . . 62
1.2 Protocole expérimental . . . 63
2 Résultats . . . 65
2.1 Statistiques descriptives . . . 65
2.2 Sensibilité moyenne au bruit de Perlin . . . 66
2.3 Discussion des résultats . . . 66

6 Utilisation d'un modèle computationnel 69
1 Le modèle "Standard A" de Watson & Ahumada . . . 70
1.1 Description des modules . . . 70
1.2 Adaptation du modèle . . . 73
1.3 Application à la prédiction de seuils . . . 73
2 Evaluation par le modèle des stimuli de bruit de Perlin . . . 73
2.1 Implémentation . . . 73
2.2 Prédiction de seuils pour les stimuli expérimentaux . . . 73
2.3 Extension par le modèle des résultats expérimentaux . . . 74
3 Conclusion : le bruit de Perlin comme primitive de visualisation . . . 74

III Visualisation interactive de données scalaires incertaines 77

7 Visualisation d'incertitude par bruit de Perlin animé 79
1 Méthodes de visualisation utilisées . . . 79
1.1 Echelles de couleur . . . 79
1.2 Animation . . . 80
1.3 Bruit de Perlin . . . 80
2 Mise en oeuvre et implémentation . . . 80
2.1 Principe algorithmique . . . 81
2.2 Implémentation technique . . . 81
3 Choix de l'échelle de couleur . . . 82
4 Analyse perceptive des images obtenues . . . 85
4.1 Limites de notre approche perceptive . . . 85
4.2 Contrôle de la perception des motifs par adaptation des paramètres . . . 85
4.3 Utilisation dans un cadre de visualisation interactive réaliste . . . 86

8 Application de la technique à des cas industriels réels **91**
1 Le cas TIRELIRE : stockage de matériaux radioactifs 91
1.1 Description du cas 92
1.2 Résultats 93
2 Internes de cuve 95
2.1 Description du cas 95
2.2 Résultats 97
3 Présentation d'un cas à des ingénieurs experts 97
3.1 Analyse des retours 97
3.2 Une amélioration : utilisation de fonctions de transfert 100

Conclusion **103**
Contributions 103
Perspectives 104

Table des matières **107**

Table des figures **111**

Bibliographie **113**

TABLE DES FIGURES

1.1 Volume des données générées par une série de simulations numériques industrielles 19
1.2 Cas “Choc froid” : visualisation du résultat d’une simulation multiphysique modélisant l’injection d’un volume d’eau froide dans une vanne 20
1.3 Schéma illustrant les interactions entre perception visuelle et visualisation scientifique 23
1.4 Exemple d’affichage dépendant du regard 25

2.1 Sources potentielles d’incertitude au cours du processus de visualisation 28
2.2 Exemple de visualisation des champs de données et d’incertitude côte à côte 29
2.3 Visualisation directe d’incertitude positionnelle en utilisant une échelle de couleur 30
2.4 Visualisation d’incertitude en utilisant des échelles de couleur multidimensionnelles 31
2.5 Données tridimensionnelles sur la salinité des océans visualisées par rendu volumique direct . 32
2.6 Visualisation d’incertitude de données sur la salinité des océans en utilisant des échelles de couleur bidimensionnelles 33
2.7 Données scalaires incertaines bidimensionnelles affichées grâce à des échelles de couleur discrètes après un prétraitement 33
2.8 Visualisation d’incertitude par des effets de floutage 34
2.9 Visualisation de données incertaines sur la salinité des océans par textures 34
2.10 Visualisations de l’incertitude basées sur le bruit 35
2.11 Glyphes d’incertitude proposés par Wittenbrink et collègues [WPL96] 35
2.12 Application des glyphes d’incertitude exposés en fig. 2.11a 36
2.13 Visualisation de champs vectoriels incertains issus de données météorologiques par lignes de courant modifiées 37
2.14 Visualisation de données scalaires incertaines sur la salinité des océans par isosurface colorée . 37
2.15 Cartes anciennes utilisant des annotations pour rendre compte de l’incertitude 38
2.16 Visualisation d’incertitude par ajout de barres d’erreur 38
2.17 Diverses représentations de l’incertitude par ajout d’objets 39
2.18 Visualisation d’incertitude par ajout de points noirs à un rendu volumique 40
2.19 Représentation d’incertitude par altération d’un motif répétitif (grille) 41
2.20 Visualisation de données scalaires incertaines sur la canopée de forêts par représentation directe de la distribution de probabilités 42
2.21 Représentation d’informations sur la distribution de probabilités grâce à l’ajout de surfaces . . 42
2.22 Représentation de l’incertitude par animation 43
2.23 Représentation de l’incertitude par animation limitée à une région d’intérêt 44
2.24 Images issues de la visualisation d’une surface animée pour rendre compte d’une incertitude positionnelle 44

3.1 Images generées en utilisant du bruit de Perlin et diverses fonctions de transfert et échelles de couleur . . . 48
3.2 Exemples de textures générées en utilisant des échelles de couleur et un algorithme procédural utilisant le bruit de Perlin . . . 49
3.3 Autres utilisations du bruit de Perlin . . . 50
3.4 Exemples de textures de bruit de Perlin multioctave . . . 53

4.1 Définitions du contraste de Weber et du contraste de Michelson . . . 56
4.2 Motif explicitant la notion de fonction de sensibilité au contraste . . . 57
4.3 Fonction de sensibilité au contraste humaine . . . 58
4.4 Fonction de sensibilité au contraste d'un sujet préalablement adapté à une grille sinusoïdale de fréquence $f = 7.1$ cpd . . . 59

5.1 Exemples de stimuli aléatoires à base de bruit de Perlin . . . 63
5.2 Déroulement d'un essai de l'expérience utilisant le protocole 2IFC. . . . 65
5.3 Résultats de notre étude psychophysique. Les données concernant le bruit de Perlin sont issues de notre expérience, les courbes et les barres d'erreur représentant la moyenne et l'écart-type des seuils de sensibilité individuels de nos 7 sujets. Les données concernant les motifs de Gabor en fig. 5.3b proviennent du jeu de données ModelFest, et les barres d'erreur représentent la moyenne et l'écart-type des seuils de sensibilité individuels des 16 sujets étudiés par le projet ModelFest. . . . 67
5.4 Comparaison des spectres d'énergie de contraste pour un bruit de Perlin et un motif de Gabor . 68

6.1 Description schématique du modèle "Standard A" de Watson & Ahumada.. . . . 70
6.2 Filtre de sensibilité au contraste représenté dans le domaine fréquentiel. . . . 71
6.3 Filtre d'effet oblique utilisé par le modèle "Standard A" . . . 72
6.4 Comparaison des seuils de sensibilité au contraste moyens mesurés expérimentalement et prédits par le modèle . . . 74
6.5 Fonction de sensibilité au contraste calculée par le modèle, et comparaison avec les mesures expérimentales . . . 75
6.6 Variation de la sensibilité avec f_0 pour chaque valeur de p. . . . 75
6.7 Variation de la sensibilité avec p pour chaque valeur de f_0 . . . 76

7.1 Description schématique de notre technique de visualisation de données incertaines . . . 81
7.2 Description du jeu de données utilisé pour démontrer notre technique . . . 82
7.3 Comparaison d'une visualisation classique sans incertitude et de notre technique . . . 83
7.4 Description des deux échelles de couleurs que nous utiliserons. . . . 84
7.5 Mesure de la différence minimale détectable pour les différents points d'une échelle de couleur de type "arc-en-ciel" . . . 84
7.6 Illustration des variations de la visibilité des motifs de bruit de Perlin avec le paramètre de fréquence fondamentale f_0 . . . 88
7.7 Visualisation d'un cube en projections perspective et orthographique. . . . 89
7.8 Effet du zoom sur la perception du bruit, avec ou sans adaptation. . . . 89

8.1 Description du cas TIRELIRE . . . 92
8.2 Résultats des calculs du jeu de données TIRELIRE . . . 93
8.3 Visualisation du jeu de données TIRELIRE avec notre méthode . . . 94
8.4 Cas TIRELIRE visualisé par coupe et déformée . . . 95
8.5 Description générale du cas "internes de cuve" . . . 96
8.6 Résultats des calculs du jeu de données "internes de cuve" . . . 98
8.7 Visualisation du jeu de données "internes de cuve" avec notre technique . . . 99
8.8 Etude du cas "interne de cuve" par des ingénieurs experts avec notre méthode. . . . 100
8.9 Visualisation de données incertaines grâce au bruit de Perlin animé, avec ou sans fonction de transfert . . . 101

BIBLIOGRAPHIE

[ABM77] Janette Atkinson, Oliver Braddick, and Kathleen Moar. Development of contrast sensitivity over the first 3 months of life in the human infant. *Vision Research*, 17(9) :1037–1044, January 1977.

[AMH91] Stephen J. Anderson, Kathy T. Mullen, and Robert F. Hess. Human peripheral spatial resolution for achromatic and chromatic stimuli : limits imposed by optical and retinal factors. *Journal of Physiology*, (442) :47–64, 1991.

[Ans74] Stuart M. Anstis. Letter : A chart demonstrating variations in acuity with retinal position. *Vision research*, 14(7) :589–92, July 1974.

[App72] Stuart Appelle. Perception and discrimination as a function of stimulus orientation : The "oblique effect" in man and animals. *Psychological Bulletin*, 78(4) :266–278, 1972.

[AY12] Mariam Aly and Andrew P. Yonelinas. Bridging consciousness and cognition in memory and perception : evidence for both state and strength processes. *PloS one*, 7(1) :e30231, January 2012.

[BBD+09] Christian Boucheny, Georges-Pierre Bonneau, Jacques Droulez, Guillaume Thibault, and Stephane Ploix. A perceptive evaluation of volume rendering techniques. *ACM Transactions on Applied Perception*, 5(4) :1–24, January 2009.

[BC69] Colin Blakemore and F. W. Campbell. On the existence of neurones in the human visual system selectively sensitive to the orientation and size of retinal images. *Journal of Physiology*, 203 :237–260, 1969.

[BCFW08] Dirk Bartz, Douglas Cunningham, Jan Fischer, and Christian Wallraven. The Role of Perception for Computer Graphics. In *Eurographics 2008*, number Section 2, 2008.

[BD09] Nadia Boukhelifa and David John Duke. Uncertainty Visualization – Why Might it Fail ? In *Proceedings of the 27th international conference extended abstracts on Human factors in computing systems*, pages 4051–4056, New York, NY, USA, 2009. ACM.

[Ber83] Jacques Bertin. *Semiology of Graphics*. University of Wisconsin Press, 1983.

[BKS04] Udeepta D. Bordoloi, David L. Kao, and Han-Wei Shen. Visualization techniques for spatial probability density function data. *Data Science Journal*, 3 :153–162, 2004.

[BKW75] Mark A. Berkley, Frederick Kitterle, and David W. Watkins. Grating visibility as a function of orientation and retinal eccentricity. *Vision Research*, 15(2) :239–244, February 1975.

[BN71] Colin Blakemore and Jacob Nachmias. The Orientation Specificity of Two Visual After-Effects. *Journal of Physiology*, 213 :157–174, 1971.

[Bou09] Christian Boucheny. *Visualisation scientifique interactive de grands volumes de données : Pour une approche perceptive*. PhD thesis, Université Joseph Fourier, 2009.

[Bro04] Ross Brown. Animated visual vibrations as an uncertainty visualisation technique. In *Proceedings of the 2nd international conference on Computer graphics and interactive techniques in Australasia and South East Asia*, volume 1, pages 84–89. ACM, 2004.

[BRT95] Lawrence D. Bergman, Bernice E. Rogowitz, and Lloyd A. Treinish. A Rule-based Tool for Assisting Colormap Selection. In *Proceedings of the 6th IEEE Visualization Conference (VIS '95)*, pages 118–125, 1995.

[BT07] David Borland and Russel M. Taylor. Raibow Color Map (Still) Considered Harmful. *IEEE Computer Graphics And Applications Computer Graphics And Applications*, (March/April) :14–17, 2007.

[BW72] I. Bodis-Wollner. Visual Acuity and Contrast Sensitivity in Patients with Cerebral Lesions. *Science*, 178(4062) :769–771, November 1972.

[BWC80] I. Bodis-Wollner and J. M. Camisa. Contrast sensitivity measurement in clinical diagnosis. In J.T.W. van Dalen, editor, *Neuro-ophthalmology*, pages 373–401. Excerpta Medica, Amsterdam, 1980.

[Cav91a] Patrick Cavanagh. The contribution of color to motion. In Arne Valberg and Barry B. Lee, editors, *From Pigments to Perception*, pages 151–164. Plenum Press, New York, NY, USA, 1991.

[Cav91b] Patrick Cavanagh. Vision at Equiluminance. In J. Cronly-Dillon, editor, *Vision and Visual Dysfunctions : Limits of Vision*, pages 234–250. MacMillan, 1991.

[CCKT83] J. M. Chambers, William S. Cleveland, B. Kleiner, and P. A. Tukey. *Graphical Methods for Data Analysis*. Duxbury Press, Boston, MA, 1983.

[CD05] Robert L. Cook and Tony DeRose. Wavelet noise. *ACM SIGGRAPH 2005 Papers on - SIGGRAPH '05*, 1(212) :803, 2005.

[CKL66] F. W. Campbell, J. J. Kulikowski, and J. Levinson. The effect of orientation on the visual resolution of gratings. *Journal of Physiology*, 187 :427–436, 1966.

[CKT+99] Thom Carney, Stanley A. Klein, Christopher W. Tyler, Amnon D. Silverstein, Brent Beutter, Dennis M. Levi, Andrew B. Watson, Adam J. Reeves, Anthony M. Norcia, Chien-Chung Chen, Walter Makous, and Miguel P. Eckstein. The development of an image/threshold database for designing and testing human vision models. In *Proc. SPIE*, pages 542–551. SPIE, 1999.

[CL93] Brian Cabral and Leith Casey Leedom. Imaging vector fields using line integral convolution. In *Proceedings of the 20th annual conference on Computer graphics and interactive techniques - SIGGRAPH '93*, pages 263–270, New York, New York, USA, 1993. ACM Press.

[CR68] F. W. Campbell and J.G. Robson. Application of Fourier analysis to the visibility of gratings. *Journal of Physiology*, 197 :551–566, 1968.

[CR00] Andrej Cedilnik and Penny Rheingans. Procedural annotation of uncertain information. In *Proceedings Visualization 2000. VIS 2000 (Cat. No.00CH37145)*, pages 77–84. IEEE, 2000.

[CT00] Chien-Chung Chen and Christopher W. Tyler. Modelfest : principal component analysis reveals underlying channel structure. *Proceedings of SPIE*, 3959(1) :152–159, 2000.

[CTW+00] Thom Carney, Christopher W. Tyler, Andrew B. Watson, Walter Makous, Brent Beutter, Chien-Chung Chen, Anthony M. Norcia, and Stanley A. Klein. Modelfest : year one results and plans for future years. In *Proceedings of SPIE*, pages 140–151, Bellingham, WA, 2000. Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers.

[CW11] Douglas Cunningham and Christian Wallraven. *Experimental Design : From User Studies to Psychophysics*. A K Peters/CRC Press, 2011.

[DAT82] Russell L. De Valois, Duane G. Albrecht, and Lisa G. Thorell. Spatial frequency selectivity of cells in macaque visual cortex. *Vision Research*, 22(5) :545–559, January 1982.

[DH96] D. L. Darmofal and R. Haimes. An Analysis of 3D Particle Path Integration Algorithms. *Journal of Computational Physics*, 123 :182–195, 1996.

[DKLP02] Suzana Djurcilov, Kwansik Kim, Pierre Lermusiaux, and Alex T. Pang. Visualizing scalar volumetric data with uncertainty. *Computer & Graphics*, 26 :239–248, 2002.

[ED06] Geoffrey Ellis and Alan Dix. An Explorative Analysis of User Evaluation Studies. In *Proceedings of the 2006 Conference on Beyond Time and Errors : Novel Evaluation Methods For information Visualization (BELIV'06)*, Venice, Italy, 2006. ACM New York, NY, USA.

[EMP+94] David S. Ebert, Forest K. Musgrave, Darwyn Peachey, Ken Perlin, and Steven Worley. *Texturing and modeling : a procedural approach*. Academic Press Professional, Inc., San Diego, CA, 1994.

[ESG97] Charles R. Ehlschlaeger, Ashton M. Shortridge, and Michael F. Goodchild. Visualizing spatial data uncertainty using animation. *Computers & Geosciences*, 23(4) :387–395, 1997.

[EWM90] David Elliott, David Whitaker, and David MacVeigh. Neural contribution to spatiotemporal contrast sensitivity decline in healthy ageing eyes. *Vision Research*, 30(4) :541–547, January 1990.

[FC95] L. K. Forssell and S. D. Cohen. Using line integral convolution for flow visualization : curvilinear grids, variable-speed animation, and unsteady flows. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 1(2) :133–141, June 1995.

[FHS05] Steven L. Franconeri, Andrew Hollingworth, and Daniel J. Simons. Do New Objects Capture Attention ? *Psychological Science*, 16(4) :275–281, 2005.

[Ger98] Nahum D Gershon. Visualization of an imperfect world. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 18(4) :43–45, 1998.

[GH96] Karl R. Gegenfurtner and Michael J. Hawken. Interaction of motion and color in the visual pathways. *Trends in Neurosciences*, 19(9) :394–401, January 1996.

[GM92] Melvyn A. Goodale and David A. Milner. Separate visual pathways for perception and action. *Trends in Neurosciences*, 15(1) :20–25, January 1992.

[GR02] Gevorg Grigoryan and Penny Rheingans. Probabilistic surfaces : Point based primitives to show surface uncertainty. In *IEEE Conference on Visualization (VIS '02).*, pages 147–153. IEEE, 2002.

[Gra77] Norma Graham. Visual detection of aperiodic spatial stimuli by probability summation among narrowband channels. *Vision Research*, 17 :637–652, 1977.

[Gre08] Donna L. Gresh. IBM Research Report. Technical report, IBM Research Division, Yorktown Heights, NY, 2008.

[GS06] Henning Griethe and Heidrun Schumann. The Visualization of Uncertain Data : Methods and Problems. In Thomas Schulze, Graham Horton, Bernhard Prein, and Stefan Schlechtweg, editors, *Simulation und Visualisierung 2006 (SimVis 2006)*, volume vi. SCS Publishing House e.V., 2006.

[Gus05] Stefan Gustavson. Simplex noise demystified. http ://web-staff.itn.liu.se/ stegu/simplexnoise/simplexnoise.pdf, 2005.

[GZD08] Alexander Goldberg, Matthias Zwicker, and Frédo Durand. Anisotropic noise. In *Proceedings of the 35th annual conference on Computer graphics and interactive techniques (SIGGRAPH '08)*, volume 49, pages 54 :1—-54 :8. ACM, 2008.

[HJ04] Charles Hansen and Chris R. Johnson. *The Visualization Handbook*. Elsevier Press, Salt Lake City, UT, USA, 2004.

[HR00] Stewart H. C. Hendry and R. Clay Reid. The Koniocellular Pathway in Primate Vision. *Annual Review of Neuroscience*, 23 :127–153, 2000.

[Inc12] Kitware Inc. Vtk : The visualization toolkit. http ://www.vtk.org/, 1993-2012.

[Irw91] David E Irwin. Information Integration across Saccadic Eye Movements. *Cognitive Psychology*, (23) :420–456, 1991.

[JS03] Chris R. Johnson and Allen R. Sanderson. A Next Step : Visualizing Errors and Uncertainty. *IEEE Computer Graphics And Applications*, (September/October) :6–10, 2003.

[Kel79a] D. H. Kelly. Motion and vision I Stabilized images of stationary gratings. *Journal of the Optical Society of America*, 69(9) :1266, September 1979.

[Kel79b] D. H. Kelly. Motion and vision II Stabilized spatio-temporal threshold surface. *Journal of the Optical Society of America*, 69(10) :1340, October 1979.

[KKL+05] David L. Kao, Marc G. Kramer, Alison Luo, Jennifer L. Dungan, and Alex T. Pang. Visualizing distributions from multi-return lidar data to understand forest structure. *The Cartographic Journal*, 42(1) :35–47, 2005.

[KLDP02] David L. Kao, Alison Luo, Jennifer L. Dungan, and Alex T. Pang. Visualizing spatially varying distribution data. In *Proceedings of the 6th IEEE Conference on Information Visualization*, pages 219–225. IEEE Computer Society, 2002.

[KM04] Arie Kaufman and Klaus Mueller. Overview of Volume Rendering. In Charles Hansen and Chris R. Johnson, editors, *The Visualization Handbook*, chapter 7. Elsevier Press, Salt Lake City, UT, USA, 2004.

[KT99] Leonid L. Kontsevich and Christopher W. Tyler. Bayesian adaptive estimation of psychometric slope and threshold. *Vision Research*, 39 :2729 – 2737, 1999.

[LFC02] Suresh K. Lodha, N. Faaland, and A. P. Charaniya. Visualization of uncertain particle movement. In *Proceedings of the Computer Graphics and Imaging Conference*, pages 226–232, 2002.

[LFLH07] Hongwei Li, Chi-wing Fu, Yinggang Li, and Andrew J. Hanson. Visualizing Large-Scale Uncertainty in Astrophysical Data. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 13(6) :1640–1647, 2007.

[LH88] Margaret Livingstone and David H. Hubel. Segregation of form, color, movement, and depth : anatomy, physiology, and perception. *Science*, 240(4853) :740–749, May 1988.

[LH92] Haim Levkowitz and Gabor T Herman. The Design and Evaluation of Color Scales for Image Data. *IEEE Computer Graphics And Applications*, 12(1) :72–80, 1992.

[LIL12] Sandia National Labs, Kitware Inc., and Los Alamos National Labs. Paraview : Parallel visualization application. http ://paraview.org/, 2000-2012.

[LKP03] Alison Luo, David L. Kao, and Alex T. Pang. Visualizing spatial distribution data sets. In *Proceedings of the symposium on Data visualisation 2003*, pages 29–38. Eurographics Association, 2003.

[LLC+10] Ares Lagae, Sylvain Lefebvre, Robert L. Cook, Tony Derose, George Drettakis, David S. Ebert, J. P. Lewis, Ken Perlin, and Matthias Zwicker. State of the Art in Procedural Noise Functions. In Elwig Hauser and Erik Reinhard, editors, *EG 2010 - State of the Art Reports*. Eurographics Association, 2010.

[LLDD09] Ares Lagae, Sylvain Lefebvre, George Drettakis, and Philip Dutré. Procedural noise using sparse Gabor convolution. *ACM Transactions on Graphics*, 28(3) :1, July 2009.

[LLPY07] Claes Lundström, Patric Ljung, Anders Persson, and Anders Ynnerman. Uncertainty visualization in medical volume rendering using probabilistic animation. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 13(6) :1648–55, 2007.

[LLS99] Zhong-Lin Lu, Luis A. Lesmes, and George Sperling. The mechanism of isoluminant chromatic motion perception. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 96(14) :8289–94, July 1999.

[LM00] Lester C. Loschky and George W. McConkie. User performance with gaze contingent multiresolutional displays. In *Proceedings of the symposium on Eye tracking research & applications - ETRA '00*, pages 97–103, New York, New York, USA, 2000. ACM Press.

[LS01] Zhong-Lin Lu and George Sperling. Three-systems theory of human visual motion perception : review and update : comment. *Journal of the Optical Society of America. A, Optics, image science, and vision*, 18(9) :2331–2370, October 2001.

[LSPW96] Suresh K. Lodha, Robert E. Sheehan, Alex T. Pang, and Craig M. Wittenbrink. Visualizing geometric uncertainty of surface interpolants. In *Graphics Interface*, pages 238–245. Citeseer, 1996.

[LW07] Lester C. Loschky and Gary S. Wolverton. How late can you update gaze-contingent multiresolutional displays without detection ? *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications*, 3(4) :1–10, December 2007.

[LWK03] Anthony Lambert, Ian Wells, and Matthew Kean. Do isoluminant color changes capture attention ? *Perception & psychophysics*, 65(4) :495–507, May 2003.

[MB95] Nelson Max and Barry Becker. Flow visualization using moving textures. In *ICASE/LaRC Symposium on Visualizing Time-Varying*, 1995.

[MD01] Hunter Murphy and Andrew T. Duchowski. Gaze-Contingent Level Of Detail Rendering. In *Eurographics 2001*, 2001.

[MDB87] B. H. McCormick, T. A. Defanti, and M. D. Brown. Visualization in scientific Computing. *SIGGRAPH Computer Graphics Newsletter*, 21(6), 1987.

[Mic62] Albert A. Michelson. *Studies in Optics*. Univ. of Chicago Press, 1962.

[Mit07] Martin Mittring. Finding Next Gen — CryEngine 2. In *SIGGRAPH '07 : ACM SIGGRAPH 2007 Courses*, pages 97–121. ACM Press, 2007.

[MM03] Matthew J. McMahon and Donald I. A. Macleod. The origin of the oblique effect examined with pattern adaptation and masking. *Journal of Vision*, 3 :230–239, 2003.

[MS01] Velitchko Manahilov and William A. Simpson. Energy model for contrast detection : spatial-frequency and orientation selectivity in grating summation. *Vision research*, 41(12) :1547–60, May 2001.

[MTL78] Robert McGill, John Wilder Tukey, and Wayne A. Larsen. Variations of Box Plots. *The American Statistician*, 32(1) :12, February 1978.

[Mul85] Kathy T. Mullen. The contrast sensitivity of human coulour vision to red-green and blue-yellow chromatic gratings. *Journal of Physiology*, (359) :381–400, 1985.

[Mul03] Kathy T. Mullen. Luminance mechanisms mediate the motion of red–green isoluminant gratings : the role of "temporal chromatic aberration". *Vision Research*, 43(11) :1237–1249, May 2003.

[OLS83] J. Kevin O'Regan and A. Lévy-Schoen. Integration visual information from successive fixations : Does trans-saccadic fusion exist ? *Vision Research*, 23(8) :765–768, 1983.

[OS87] Cynthia Owsley and M. E. Sloane. Contrast sensitivity, acuity, and the perception of 'real-world' targets. *British Journal of Ophthalmology*, 71(10) :791–796, October 1987.

[Pal99] Stephen E. Palmer. *Vision Science - Photons to Phenomenology*. MIT Press, Cambridge, MA, 1999.

[Pei07] Jonathan W. Peirce. PsychoPy – Psychophysics software in Python. *Journal of Neuroscience Methods*, 162(1-2) :8–13, 2007.

[Per85] Ken Perlin. An Image Synthetizer. In *Proceedings of the 12th annual conference on Computer graphics and interactive techniques (SIGGRAPH '85)*, pages 287–296, 1985.

[Per99] Ken Perlin. Making Noise. http ://www.noisemachine.com/talk1/, 1999.

[Per02] Ken Perlin. Improving Noise. In *SIGGRAPH '02 Proceedings of the 29th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, pages 681–682. ACM New York, NY, USA, 2002.

[Pho75] Bui Tuong Phong. Illumination for computer generated pictures. *Communications of the ACM*, 18(6) :311–317, June 1975.

[Pig05] Jean-Michel Pignat. *Etude de la perception visuelle du mouvement et de la couleur par IRMf*. PhD thesis, Université de Genève, 2005.

[PRJ11] Kristin Potter, Paul Rosen, and Chris R. Johnson. From Quantification to Visualization : A Taxonomy of Uncertainty Visualization Approaches. *IFIP Advances in Information and Communication*, [In Press], 2011.

[PWH11] Kai Pöthkow, Britta Weber, and Hans-Christian Hege. Probabilistic Marching Cubes. *Computer Graphics Forum*, 30(3) :931–940, June 2011.

[PWL97] Alex T. Pang, Craig M. Wittenbrink, and Suresh K. Lodha. Approaches to uncertainty visualization. *The Visual Computer*, 13(8) :370–390, 1997.

[Qui74] R. F. Quick. A vector-magnitude model of contrast detection. *Kybernetik*, 16(2) :65–67, 1974.

[RG78] V. S. Ramachandran and R. L. Gregory. Does colour provide an input to human motion perception ? *Nature*, 275(5675) :55–56, September 1978.

[RG81] J.G. Robson and Norma Graham. Probability summation and regional variation in contrast sensitivity across the visual field. *Vision Research*, 21 :409–418, 1981.

[Rhe99] Penny Rheingans. Task-based Color Scale Design. In *Proceedings Applied Image and Pattern Recognition. SPIE*, pages 35–43, 1999.

[RHS97] Dario L. Ringach, Michael J. Hawken, and Robert Shapley. Dynamics of orientation tuning in macaque primary visual cortex. *Nature*, 387 :281–284, November 1997.

[Riv07] Maria Riveiro. Evaluation of uncertainty visualization techniques for information fusion. In *10th International Conference on Information Fusion*, pages 1–8. IEEE, 2007.

[RP11] Isabelle Rupp and Christophe Peniguel. SYRTHES 4.0, 2011.

[RRGM81] D. Regan, J. Raymond, A. P. Ginsburg, and T. J. Murray. Contrast sensitivity, visual acuity and the discrimination of Snellen letters in multiple sclerosis. *Brain*, 104(2) :333–350, 1981.

[RT98] Bernice E. Rogowitz and Lloyd A. Treinish. Data Visualization : the end of the rainbow. *IEEE Spectrum*, (December), 1998.

[Sch56] Otto H. Schade. Optical and Photoelectric Analog of the Eye. *Journal of the Optical Society of America*, 46(9) :721, September 1956.

[Sch04] Steven A. Schwartz. *Visual perception : A clinical orientation*. McGraw-Hill Professional, 2004.

[SG92] D.M. Schweizer and Michael F. Goodchild. Data Quality nd Choropleth Maps : An Experiment with the Use of Color. In *Proceedings of GIS/LIS*, pages 2 :686–699, San Jose, CA, 1992. ACSM and ASPRS.

[SH95] Detlev Stalling and Hans-Christian Hege. Fast and resolution independent line integral convolution. In *Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques - SIGGRAPH '95*, pages 249–256, New York, New York, USA, 1995. ACM Press.

[SLSR08] Meredith Skeels, Bongshin Lee, Greg Smith, and George G. Robertson. Revealing Uncertainty for Information Visualization. In *Information Visualization*, volume 9, pages 376–379, Napoli, Italy, May 2008. ACM Press.

[SNR71] Murray B. Sachs, Jacob Nachmias, and J.G. Robson. Spatial-Frequency Channels in Human Vision. *Journal of the Optical Society of America*, 61(9) :1176, September 1971.

[SO03] Contrast Sensitivity and Cynthia Owsley. Contrast sensitivity. *Ophthalmology Clinics of North America*, 16(2) :171–177, June 2003.

[Ste57] S. Stevens. On the psychophysical law. *Psychological Review*, 64(3) :153–181, 1957.

[Sto03] Maureen C. Stone. *A Field Guide to Digital Color*. A K Peters/CRC Press, 2003.

[SZB+09] Jibonananda Sanyal, Song Zhang, Gargi Bhattacharya, Philip Amburn, and Robert J Moorhead. A user study to compare four uncertainty visualization methods for 1D and 2D datasets. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 15(6) :1209–1218, 2009.

[TM05] Melanie Tory and Torsten Möller. Evaluating visualizations : do expert reviews work ? *IEEE computer graphics and applications*, 25(5) :8–11, 2005.

[Tuf01] Edward Tufte. *The Visual Display of Quantitative Information*. Graphics Press, Cheshire, CT, 2nd edition, 2001.

[Tuk77] John Wilder Tukey. *Exploratory Data Analysis*. Addison-Wiley, 1977.

[Tyl92] Christopher W. Tyler. Bit stealing : how to get 1786 or more gray levels from an 8-bit color monitor. In *Proceedings of SPIE*, pages 351–364. SPIE, 1992.

[Via10] Thomas Viard. *Algorithmes de visualisation des incertitudes en géomodélisation sur GPU*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Lorraine, 2010.

[WA05] Andrew B. Watson and Albert J. Ahumada. A standard model for foveal detection of spatial contrast. *Journal of Vision*, 5 :717–740, 2005.

[WABW80] M. Wolkenstein, A. Atkin, and I. Bodis-Wollner. Contrast sensitivity in retinal disease. *Ophthalmology*, 87(11) :1140–1149, 1980.

[War88] Colin Ware. Color Sequences for Univariate Maps : Theory, Experiments, and Principles. *IEEE Computer Graphics And Applications Computer Graphics And Applications*, (September) :41–49, 1988.

[War04] Colin Ware. *Information visualization : perception for design*. Elsevier Press, 2004.

[War08] Colin Ware. *Visual Thinking for Design*. Elsevier Press, 2008.

[Wat79] Andrew B. Watson. Probability summation over time. *Vision Research*, 19(5) :515–522, January 1979.

[Wat99] Andrew B Watson. ModelFest web site. http ://vision.arc.nasa.gov/modelfest/, 1999.

[Wat00] Andrew B. Watson. Visual detection of spatial contrast patterns : Evaluation of five simple models. *Optics Express*, 6(1) :12–33, January 2000.

[WC92] Takeo Watanabe and Patrick Cavanagh. Depth capture and transparency of regions bounded by illusory and chromatic contours. *Vision Research*, 32(3) :527–532, March 1992.

[WG77] Hugh R. Wilson and Stephen C. Giese. Threshold visibility of frequency gradient patterns. *Vision Research*, 17(10) :1177–1190, January 1977.

[Wol03] Stephen Wolfram. *The Mathematica Book*. Wolfram Media, Champaign, IL, 5th edition, 2003.

[WPL95] Craig M. Wittenbrink, Alex T. Pang, and Suresh K. Lodha. Verity visualization : Visual mappings. Technical report, 1995.

[WPL96] Craig M. Wittenbrink, Alex T. Pang, and Suresh K. Lodha. Glyphs for Visualizing Uncertainty in Vector Fields. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2(3) :266–279, 1996.