



FABRIQUER DU HASARD

1° S3

LISA BAGET
ARTHUR JACQUIN
LUJZA LEHOCKA
LOUNA MIGUEL

ENCADRANTS

THEMES

MATHEMATIQUES, BIOLOGIE

MADAME MANTE
MADAME PALOC
MADAME SOMBARD

« DIEU NE JOUE PAS AUX DES ».

ALBERT EINSTEIN, 1927

TABLE DES MATIERES

Introduction.....	1
1 La présence du hasard en génétique	2
1.1 Introduction au Darwinisme cellulaire	2
1.2 La différenciation cellulaire	2
1.2.1 Création d'une protéine	3
1.2.2 Protéine responsable de la différenciation cellulaire	3
1.3 L'assemblage des molécules	4
1.3.1 Structure d'une molécule	4
1.3.2 Divers assemblages possibles.....	4
2 Fabriquer du hasard en informatique	6
2.1 Evaluer la qualité du hasard	6
2.1.1 Définitions du hasard	6
2.1.2 Complexité de Kolmogorov	7
2.1.3 De multiples critères	7
2.2 Produire du hasard par un algorithme.....	8
2.2.1 Principes de base.....	8
2.2.2 La méthode de Von Neumann.....	8
2.2.3 Les méthodes modernes	9
2.3 Fabriquer du hasard sans algorithme.....	9
2.3.1 Chercher le hasard dans la nature.....	9
2.3.2 Fabriquer beaucoup de hasard	9
2.3.3 Un générateur quantique dans l'ordinateur	10
3 Hasard et cerveau humain	11
3.1 Reconnaissance des régularités	11
3.1.1 Représenter graphiquement une chaîne aléatoire	11
3.1.2 Utilisation de la vision pour évaluer des générateurs aléatoires.....	12
3.1.3 Autres pistes	12
3.2 Le cerveau produit-il du bon hasard ?.....	12
3.2.1 Production de chaînes aléatoires	12
3.2.2 Le hasard géométrique.....	13
3.2.3 Les biais cognitifs.....	13
3.3 Nos expériences	13
3.3.1 Expérience A : production de hasard	14
3.3.2 Expérience B : production de hasard en utilisant un tableau	15

3.3.3 Expérience C : reconnaissance du hasard	17
Conclusion	20
Bibliographie.....	21
Annexes	22
Annexe A : A propos des générateurs pseudo-aleatoires	22
Annexe B : Tests statistiques	23
Annexe C : Mersenne 20000	24
Annexe D : Mersenne 64	25
Annexe E : Quantis 64	26
Annexe F : RANDU 64	27
Annexe G : Experience A (92)	28
Annexe H : Experience B (64)	29
Annexe I : Calculatrice TI 82 (64)	30

INTRODUCTION

Le hasard est présent au quotidien dans notre vie. La sécurité des comptes bancaires, nos téléphones portables dépendent de codes qui utilisent une grande quantité de nombres tirés au hasard. Si ce hasard est de mauvaise qualité, les codes seront également mauvais et ceci facilitera le piratage. Nous ne nous sommes pas intéressés à ces codes mais plutôt à ce hasard qui est aujourd'hui omniprésent.

Pourtant, au XIXe siècle, le hasard avait disparu des sciences (Marchal, 2004). Le mathématicien Pierre-Simon de Laplace écrivait en 1814 :

« Nous devons envisager l'état de l'Univers comme l'effet de son état antérieur et la cause de ce qui va suivre. Une intelligence qui pour un instant donné connaîtrait toutes les forces dont la nature est animée et la situation respective des êtres qui la composent, [...] embrasserait dans la même formule le mouvement des plus grands corps de l'Univers et ceux du plus léger atome : rien ne serait incertain pour elle, l'avenir comme le passé serait présent à ses yeux. »

Ce déterminisme laplacien enlève toute place au hasard. Par exemple le tirage d'une pièce à pile ou face n'est pas déterminé par le hasard mais par des lois physiques. Ce n'est qu'au début du XXème siècle que revient vraiment le hasard en sciences. Henri Poincaré écrit en 1908:

« Une cause très petite, qui nous échappe, détermine un effet considérable que nous ne pouvons pas ne pas voir, et alors nous disons que cet effet est dû au hasard...Mais, lors même que les lois naturelles n'auraient plus de secret pour nous, nous ne pourrions connaître la situation initiale qu'approximativement. Si cela nous permet de prévoir la situation ultérieure avec la même approximation, c'est tout ce qu'il nous faut, nous dirons que le phénomène a été prévu, qu'il est régi par des lois ; mais il n'en est pas toujours ainsi, il peut arriver que de petites différences dans les conditions initiales en engendrent de très grandes dans les phénomènes finaux... »

Si on veut prévoir le résultat d'un tirage à pile ou face, il faut des mesures infiniment précises, ce qui est impossible. Une minuscule erreur de mesure peut changer le résultat prévu. Même si le tirage est déterministe, son issue est imprévisible. En physique quantique la grande majorité des chercheurs s'accordent à dire que le hasard intervient au niveau de l'atome. Einstein n'y croyait pas et affirmait en 1927 « *Dieu ne joue pas aux dés* ». Pourtant, le mouvement des atomes serait bien soumis à des probabilités et le fait que le mouvement de la pièce soit déterministe est lié à la loi des grands nombres.

Si le hasard n'existe qu'au niveau de l'atome mais que le reste est entièrement déterminé par la loi des grands nombres (même si les imprécisions ou erreurs sur les mesures des paramètres font que le résultat peut être imprévisible), comment font les scientifiques pour *fabriquer du hasard* ? Comment peuvent-ils affirmer qu'il est de bonne qualité (ou de suffisamment bonne qualité pour sécuriser les codes bancaires) ? Est-il même possible de fabriquer du hasard ou de le mesurer ?

Dans la première partie, nous découvrirons les travaux de Jean-Jacques Kupiec, qui a découvert de nouvelles sources de hasard en biologie moléculaire. Il défend aujourd'hui la théorie du Darwinisme cellulaire.

Dans une seconde partie, nous verrons comment les mathématiciens mesurent la qualité du hasard, et comment les informaticiens en fabriquent (ou font semblant d'en fabriquer)

Enfin, dans la troisième partie, nous réaliserons nos propres expériences pour savoir si l'être humain est capable de fabriquer ou bien reconnaître du hasard.

1 LA PRESENCE DU HASARD EN GENETIQUE

Les scientifiques considèrent depuis longtemps que le fonctionnement des êtres vivants est entièrement déterminé : nous avons déjà parlé du déterminisme laplacien, et, au XVII^{ème} siècle, Descartes utilise la métaphore de la machine pour expliquer le fonctionnement des êtres vivants. Encore en 1944, le physicien Erwin Schrödinger défend le déterminisme en biologie moléculaire, et dénie toute place au hasard dans le fonctionnement d'une cellule. Il considère que, même si chaque particule d'un système est soumise au hasard, la loi des grands nombres fait que le fonctionnement d'une cellule est entièrement déterministe.

Cette idée est attaquée par Jean-Jacques Kupiec, biologiste et épistémologue au Centre Cavallès de l'Ecole Normale Supérieure de Paris, qui élabore une nouvelle théorie : le darwinisme cellulaire (Kupiec, 2009).

1.1 INTRODUCTION AU DARWINISME CELLULAIRE

Le Darwinisme cellulaire provient de la théorie de Darwin qui affirme que l'homme descend du singe dans son ouvrage *L'origine des espèces* publié en 1859. Darwin affirme qu'au cours du temps, les êtres vivants ont subi des mutations (sans en connaître les mécanismes exacts), c'est à dire une modification de l'ADN. De plus il développe sa théorie en expliquant qu'il existe un mécanisme qui permet d'éliminer des organismes (êtres vivants) dits « moins adaptés à leur environnement » : c'est la sélection naturelle.

Dans la théorie du Darwinisme cellulaire les gènes sont soumis à des mécanismes probabilistes qui permettent aux cellules de se différencier de manière aléatoire. Le développement embryonnaire ne serait pas déterminé par un programme génétique mais par la sélection naturelle de notre organisme.

Nous nous appuyons sur les travaux et expériences de Jean-Jacques Kupiec. Depuis les années 1980 il défend la théorie du darwinisme cellulaire. Grâce à ces travaux, nous essaierons de comprendre où, aujourd'hui, les chercheurs voient du hasard dans le vivant.



Figure 1 Molécule d'ADN

Nous étudierons donc l'expression génétique (de l'information héréditaire du gène à la fabrication de molécules) à travers différents exemples.

1.2 LA DIFFERENCIATION CELLULAIRE

Selon la théorie dominante les cellules sont génétiquement programmées et leur spécialité serait donc prédéfinie. Jean-Jacques Kupiec considère au contraire que la cellule embryonnaire se développe de manière aléatoire pour définir sa spécialité (Kupiec, 2013). Ce processus se nomme la différenciation cellulaire.

Au début, les cellules possèdent toutes le même génome (ensemble des gènes), elles n'en exprimeraient qu'une partie et vont donc acquérir une identité par les gènes qu'elles expriment (soit en neurone, en cellules musculaires, etc...). Ce processus sélectif des gènes est le produit de plusieurs niveaux de régulation de l'expression génétique. L'un des processus majeurs de régulation est assuré par les protéines régulatrices qui se fixent directement sur l'ADN au niveau des gènes.

1.2.1 Création d'une protéine

Nous avons appris cette année que les protéines ouvrent la double hélice de l'ADN pour permettre la transcription. C'est donc à partir de cette séquence que la transcription est initiée. Après l'ouverture de la double hélice, la protéine qui s'appelle l'ARN polymérase associe les nucléotides libres (adenine, uracile, cytosine et guanine) aux nucléotides dans le noyau (adenine, thymine, cytosine et guanine) qui forment l'ADN, par complémentarité avec le brin transcrit de l'ADN. Puis l'ARN sort du noyau et se dirige vers le cytoplasme où la transcription est suivie par la traduction. La traduction correspond à une autre phase qui associe au brin de l'ARN messager un ARN transfert qui est constitué de trois nucléotides qui codent les différents acides aminés.

1.2.2 Protéine responsable de la différenciation cellulaire

Selon la théorie dominante, les protéines régulatrices se déplacent dans l'ordre d'un gène à l'autre, empêchant tout hasard. Nous proposerons une explication simplifiée des schémas ci-dessus.

Imaginons trois gènes positionnés à proximité de l'un de l'autre mais à des distances non équivalentes. Le gène 1 (G1) entraîne la différenciation des cellules embryonnaire en globule rouge, le gène 2 (G2) entraîne la différenciation des cellules embryonnaires en neurones et enfin, le gène 3 (G3) entraîne la différenciation des cellules embryonnaires en cellules musculaires.

La protéine régulatrice se trouve au niveau de G1 et interagit une première fois avant de se détacher. Elle se déplace ensuite au hasard le long de l'ADN avant de se fixer à nouveau de manière aléatoire.

Cependant, il y a plus de probabilité que cette protéine régulatrice vienne se refixer sur G1 qu'avec les autres gènes. Si la protéine régulatrice se trouve au niveau de G2, elle a plus de chance de se déplacer sur G3 qui est plus proche que G1, là encore on retrouve un hasard mais tout de même lié à la proximité des gènes environnant la protéine.

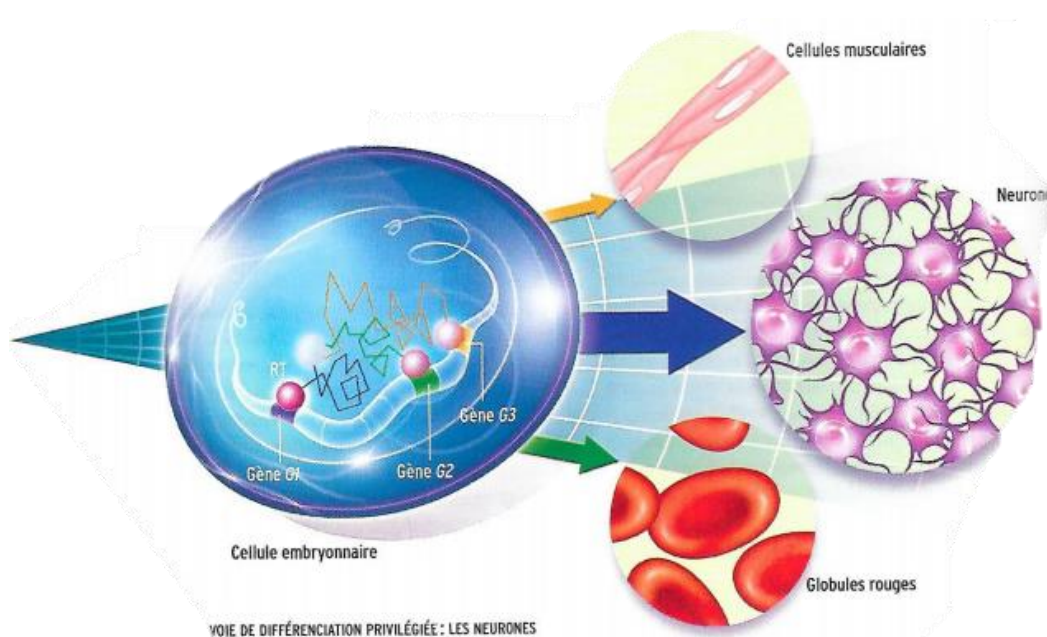


Figure 2 Voix de différenciation privilégiée: les neurones

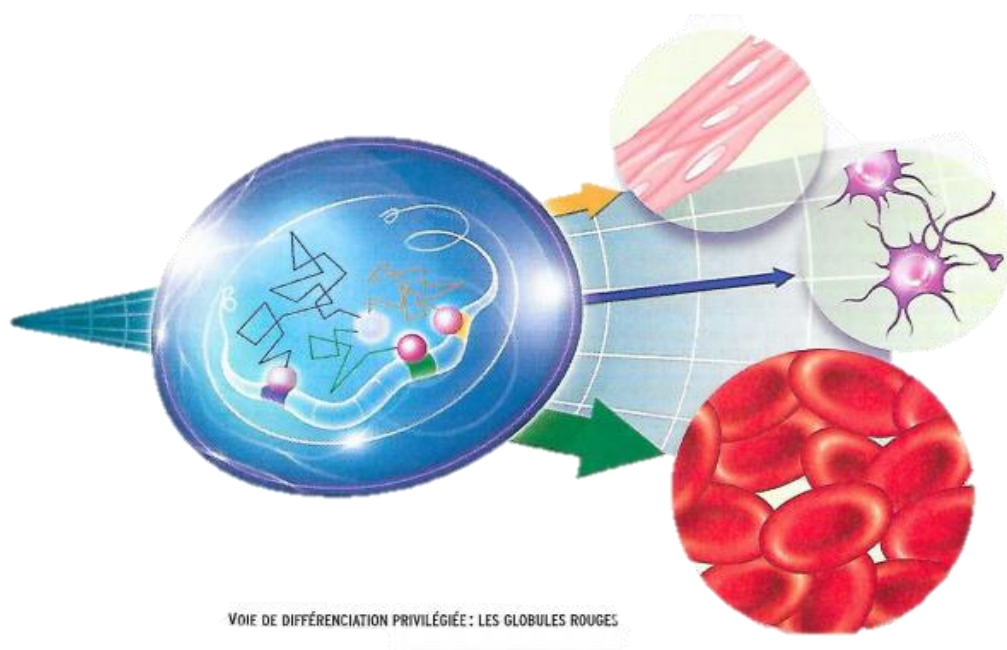


Figure 3 Voie de différenciation privilégiée: les globules rouges

D'après Kupiec la protéine se déplace de manière aléatoire autour de la molécule d'ADN et va se fixer sur un gène au hasard. Cette action déterminera la spécialité de cette cellule. Bien que dans l'organisme les chercheurs aient trouvé plusieurs cas où le hasard n'a pas sa place, ici Jean-Jacques Kupiec trouve que la différenciation cellulaire fait intervenir le hasard (Chevassus-au-Louis, 2017). Il se peut cependant que des explications encore méconnues des chercheurs existent.

1.3 L'ASSEMBLAGE DES MOLECULES

Pour autre exemple nous pouvons nous appuyer sur le fonctionnement moléculaire.

1.3.1 Structure d'une molécule

Selon la théorie dominante, les molécules comme les protéines ont une structure tridimensionnelle, ce qui leur permet de s'emboîter selon un système clef qui exclut le hasard (enzyme substrat). Il existe donc un nombre limité d'interactions possibles entre ces molécules.

1.3.2 Divers assemblages possibles

Dans la démonstration de la théorie de Jean-Jacques Kupiec nous avons observé que les protéines peuvent interagir avec un grand nombre de molécules différentes, dépendant de leur rencontre aléatoire que nous avons expliqué par les deux figures précédentes. Les molécules peuvent adopter une conformation précise en fonction de la molécule « partenaire » avec laquelle elles interagissent. Cependant le choix du « partenaire » est aléatoire et dépend donc des rencontres entre ces molécules. Beaucoup de protéines contiennent des régions désordonnées incapables de s'organiser en une structure tridimensionnelle fixe. Ces régions se stabilisent grâce à l'interaction avec une autre molécule. Cette plasticité confère à ces protéines de nombreux partenaires potentiels et donc plusieurs fonctions. La cartographie des interactions protéiques dans les organismes entiers montre qu'au moins 10% des protéines peuvent interagir avec plus de 100 partenaires. Le hasard est appliqué dans le choix de ces partenaires, ce hasard au niveau moléculaire existe, mais le nombre des molécules impliquées est tellement grand que la variabilité globale du système devient négligeable. De plus, les événements aléatoires au niveau moléculaire débouchent sur des comportements reproductibles au

niveau de l'organisme. Même si le hasard au niveau des molécules n'est pas très important, cette théorie probabiliste nous permet d'expliquer plusieurs phénomènes. Par exemple, la théorie déterministe n'est pas capable d'expliquer que 95% de l'ADN ne code aucun gène, ou que des phases de mortalité massive participent au développement, car ce n'est pas logique que l'évolution conserve de l'ADN qui n'est pas indispensable ainsi que des cellules vouées à mourir. Au contraire, si ces processus sont aléatoires, c'est normal qu'il y ait des échecs.

La théorie de Kupiec nous présente la possibilité d'un hasard au sein de la protéine régulatrice. Cette théorie a été approuvée par de nombreux scientifiques croyant en l'aléatoire dans le domaine biologique. La théorie pose toujours des doutes mais Jean-Jacques Kupiec étudie le darwinisme cellulaire et défend la variabilité dans la différenciation cellulaire. Deux cellules d'une même lignée ne sont jamais strictement identiques. Comme il l'écrit :

« On a toujours considéré que cette variabilité était du bruit que l'on délaissait. Dorénavant, elle doit être étudiée pour elle-même, en tant que paramètre fondamental du vivant. »

2 FABRIQUER DU HASARD EN INFORMATIQUE

Un ordinateur ne fait rien au hasard. Il est composé de circuits, et les valeurs de sortie sont entièrement déterminées par les valeurs d'entrée. Pourtant, on a l'impression qu'il donne parfois des résultats

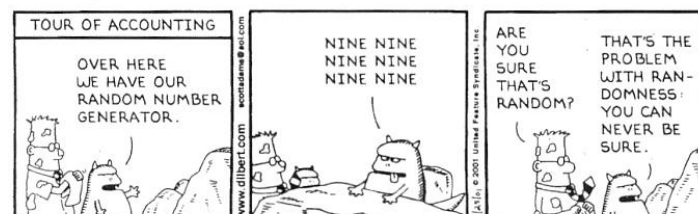
DILBERT *By* SCOTT ADAMS

Figure 4 *Dilbert, par Scott Adams*

aléatoires, par exemple quand nous utilisons la fonction *aleat* sur notre calculatrice, ou quand, dans un jeu vidéo, la même action ne produit pas toujours le même résultat. L'ordinateur fait donc semblant de fabriquer du hasard. Pour ceci, les mathématiciens ont dû d'abord définir ce qui est du

« bon hasard » (2.1), puis les informaticiens ont écrit des algorithmes pour le produire (2.2). Enfin, nous verrons que les ordinateurs utilisent aussi aujourd’hui la nature pour produire du hasard (2.3).

2.1 EVALUER LA QUALITE DU HASARD

Nous avons vu en 3° que « *une expérience aléatoire est une expérience dont on ne peut pas prédire le résultat* ». En probabilité, on suppose qu'il existe un hasard parfait (« une pièce non truquée », « un dé parfaitement équilibré »), pourtant nous avons vu que l'existence de ce hasard était débattu. Nous nous posons une autre question: en observant les résultats d'une expérience, nous nous demandons si ces résultats peuvent provenir du hasard.

Nous considérons dans la suite du TPE que le résultat d'une expérience est une suite de '0' et de '1'. Par exemple '0111' veut dire qu'on a successivement tiré pile, puis 3 fois face. Nous appelons cette séquence une *chaîne*, puisque c'est pour un ordinateur une chaîne de caractères binaires. Examinons maintenant la chaîne '0000000000000000000000000000'. Il ne semble à personne que c'est le résultat d'une expérience aléatoire. Pourtant, sa probabilité d'apparaître est la même que pour toutes les autres chaînes de même longueur. Comment alors définir si une chaîne est aléatoire ?

2.1.1 Définitions du hasard

Les mathématiciens du XXe siècle ont cherché à définir ce qu'est une chaîne aléatoire (Wikipedia, 2009). Mais, dans les années 1930, le mathématicien français Emile Borel a affirmé, par un paradoxe, que le hasard est indéfinissable. Il commence par affirmer qu'une chaîne aléatoire est une chaîne sans caractéristique particulière. Mais le fait de ne pas avoir de caractéristique est déjà une caractéristique.

En 1966, le logicien suédois Per Martin-Löf définit une chaîne aléatoire comme une chaîne n'ayant aucune caractéristique particulière « *effectivement testable* », c'est-à-dire vérifiable par un algorithme. Il limite les caractéristiques et évite ainsi le paradoxe de Borel.

En 1971, le mathématicien allemand Claus-Peter Schnorr définit une chaîne aléatoire comme une chaîne contre laquelle aucune martingale n'est possible. Il voit ceci comme un jeu : si, grâce à qu'il a déjà observé, il peut prédire (en utilisant un algorithme) le chiffre suivant avec plus d'une chance sur deux, alors il peut gagner de l'argent en pariant sur le résultat, et la chaîne n'est donc pas au hasard.

En 1974, l'américain Gregory Chaitin et le russe Leonid Levin utilisent les travaux du russe Andreï Kolmogorov pour proposer une autre définition. Une chaîne aléatoire est une chaîne *incompressible*, c'est-à-dire qu'il n'existe pas d'algorithme plus petit que la chaîne qui permet de générer cette chaîne. Comme les trois définitions sont équivalentes, nous nous concentrons sur celle-ci.

La définition de Levin et Chaitlin repose sur la complexité de Kolmogorov (Wikipedia, 2005), qui mesure la quantité de hasard dans une chaîne. Prenons par exemple la chaîne de taille 200.000

Un algorithme permettant de générer cette chaîne est simplement celui qui dit de l'afficher. La taille de cet algorithme (nombre de caractères pour l'écrire) est $200000+8$. Mais cette chaîne peut également être générée par l'algorithme « *Répéter 100000 fois '01'* », dont la taille (le nombre de caractères dont on a besoin pour l'écrire) est 25. Comme la taille de ce programme est plus petite que la taille de la chaîne, la chaîne n'est pas aléatoire.

La complexité de Kolmogorov mesure la quantité de hasard d'une chaîne. Quand la complexité d'une chaîne est égale à sa taille, ça veut dire que la chaîne est aléatoire. Nous voulions utiliser cette complexité pour notre TPE : il nous suffisait de trouver un programme calculant cette complexité pour mesurer le hasard. Malheureusement, à cause d'un théorème, ce programme ne peut pas exister.

Il n'est donc pas possible d'écrire un algorithme qui calcule cette complexité pour n'importe quelle chaîne. C'est pour ça que nous n'avons pas pu trouver un tel programme sur internet.

S'il est impossible de mesurer la quantité de hasard d'une chaîne, les chercheurs ont créé des tests afin de déterminer si une chaîne n'est pas aléatoire. Lorsqu'une chaîne réussit tous ces tests, ça ne veut pas dire qu'elle est aléatoire, mais qu'aucun test n'a encore été inventé pour la faire échouer. Le NIST américain (National Institute of Standards and Technology) utilise 15 tests différents pour garantir la qualité d'un générateur aléatoire (Barker, et al., 2016). Ici, nous expliquerons deux de ces tests :

La moyenne des valeurs prises par cette chaîne de taille 80 est $(0x79 + 1x1)/80 = 1/80 = 0,0125$. Or, si cette chaîne avait été obtenue de façon aléatoire, l'espérance serait de 0,5. Plus la chaîne est grande, plus la probabilité d'obtenir un tel écart entre la moyenne et l'espérance est faible, et donc plus la probabilité que cette chaîne est aléatoire est faible.

constituée de 40 '0' suivis de 40 '1'. La moyenne est cette fois-ci de 0,5 et donc cette chaîne va réussir le test de la moyenne (frequency monobits test). C'est normal, car la moyenne s'intéresse au nombre d'apparitions de '0' et de '1', mais pas à leur position. On regarde maintenant tous les blocs de taille 2, c'est-à-dire les 79 paires de termes. On trouve 39 fois '00', une fois '01', 39 fois '11', et jamais '10'. Or si cette chaîne était aléatoire, ces 4 paires possibles seraient équiprobables. Comme cette chaîne est assez grande, et que l'écart entre le nombre d'apparition des blocs et ce qui est prévu par les probabilités est grand, cette chaîne a très peu de chances d'être aléatoire.

Cependant, comme la 2-uniformité ne regarde que des blocs de taille 2, on peut quand même tromper ce test. Par exemple, on considère la chaîne

'0011'

On trouve 20 fois '00', 20 fois '11', 20 fois '01' et 19 fois '10'. Cette chaîne réussit donc le test de 2-uniformité, mais ce n'est bien évidemment pas une chaîne aléatoire, puisque elle est obtenue en répétant 20 fois '0011'. On ne sera pas trompé en prenant des blocs de taille plus grande : dans un test de k -uniformité, on compte les blocs différents de taille k . Plus k est grand, plus on a de chances de repérer qu'une chaîne n'est pas aléatoire.

2.2 PRODUIRE DU HASARD PAR UN ALGORITHME

Nous allons maintenant tenter de comprendre comment fonctionne un générateur aléatoire.

2.2.1 Principes de base

Un générateur aléatoire est en fait une suite définie par récurrence (Wikipedia, 2005). On se donne un entier u_0 appelé la *graine*, et la suite est définie par $u_{n+1} = f(u_n)$ (chaque terme est défini en fonction du terme précédent), où f est une fonction de $\mathbb{N}^+$ dans $\mathbb{N}^+$.

Par exemple, prenons $u_0 = 12$ et $f(n) = 2n$.

$u_1 = f(u_0) = f(12) = 24$; $u_2 = f(u_1) = f(24) = 48$; $u_3 = f(u_2) = f(48) = 96$;...

A chaque fois qu'un programme utilise une fonction qui a besoin d'un nombre aléatoire, le générateur aléatoire produit le terme suivant de la suite, et utilise ce terme pour calculer ce dont a besoin le programme.

Le problème de la période. Supposons que les premiers termes de notre générateur aléatoire soient : $u_0 = 5$, $u_1 = 7$, $u_2 = 12$, $u_3 = 15$, $u_4 = 4$, $u_5 = 12$. On remarque que $u_2 = u_5 = 12$. Donc $u_6 = f(u_5) = f(u_2) = u_3 = 15$. De même $u_7 = f(u_6) = f(u_3) = u_4 = 4$ et $u_8 = f(u_7) = f(u_4) = u_2 = 12$. Les nombres générés seront donc 5, 7, 12, 15, 4, 12, 15, 4, 12, 15, 4, 12, 15, 4, 12, ...

Nous avons écrit en vert les termes jusqu'à ce qu'il y ait une répétition. Jusqu'ici, tout se passe bien... Mais le premier terme rouge est un nombre que nous avons déjà trouvé. A partir de là, on ne peut que répéter la séquence de termes entre le premier 12 (vert) et le second (rouge). La suite n'est pas aléatoire puisqu'on peut la compresser par *Ecrire '5, 7, 12, 15, 4', puis répéter '12, 15, 4'*. Or ceci arrivera forcément : puisque dans un ordinateur il y a une valeur maximale pour les entiers, il y aura forcément une répétition à un moment donné. On appelle *période* la taille de la séquence (en vert) avant qu'il y ait une répétition. Ici la période est de 5. Une bonne caractéristique pour un générateur aléatoire sera d'avoir une période la plus grande possible (pour maintenir l'illusion du hasard le plus longtemps possible). Bien entendu, la période dépend de la graine et de la fonction f utilisée.

2.2.2 La méthode de Von Neumann

Von Neumann est un mathématicien allemand. Il met au point les premiers ordinateurs et participe au programme nucléaire. Il a aussi inventé, en 1946, le premier générateur aléatoire reposant sur un algorithme. C'est la méthode des carrés médians (Wikipedia, 2004).

Le générateur de Von Neumann génère des nombres de taille N , c'est-à-dire qu'on peut écrire avec N chiffres entre 0 et 9. Si $N = 6$, la valeur maximale générée est 999999. Maintenant, supposons que le générateur de Von Neumann ait généré le nombre u_k . Nous allons expliquer ce que fait la fonction f qui génère u_{k+1} .

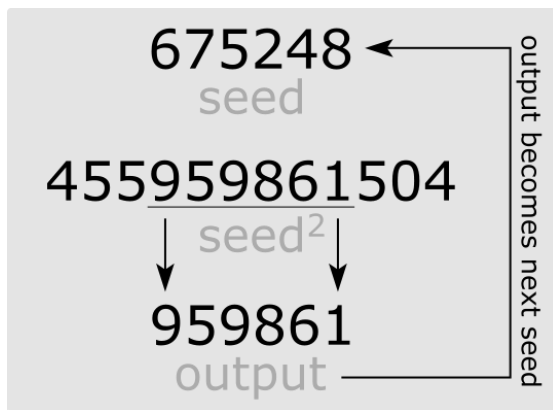


Figure 5 Etape de l'algorithme de Von Neumann

Dans cet exemple, on a $u_k = 675248$. On met ce nombre au carré et on obtient 455959861204 qui est un nombre trop grand, puisqu'il a 12 chiffres. On sélectionne alors les 6 chiffres du milieu pour obtenir $u_{k+1} = 959861$. On calculera u_{k+2} à partir de u_{k+1} de la même manière.

Le problème de cette méthode est que la période est trop courte (surtout si on choisit mal la graine). Cet algorithme a été amélioré par de nombreuses méthodes toujours en application de nos jours.

2.2.3 Les méthodes modernes

En 1948, Derrick Lehmer introduit une nouvelle famille de générateurs aléatoires, les générateurs congruentiels linéaires ou GCL (Wikipedia, 2005). Ces générateurs sont encore utilisés aujourd'hui dans de nombreux logiciels, même si ils peuvent être mauvais quand on choisit mal les paramètres (Gillespie, 2016). Ils sont peu à peu remplacés par de meilleurs générateurs comme le Mersenne Twister qui a de meilleurs scores aux tests du NIST.

Par exemple, le tableur EXCEL utilise un GCL (Pollock, 2014), notre calculatrice TI-82 mélange les résultats de deux GCLs (Inconnu, 2015), et le langage de programmation PHP propose un GCL et, depuis la version 4 (PHP, 2005), également un Mersenne Twister qui est recommandé si on souhaite du bon hasard.

2.3 FABRIQUER DU HASARD SANS ALGORITHME

Une chaîne générée par un algorithme n'est évidemment pas aléatoire : sa complexité de Kolmogorov est inférieure à la taille de l'algorithme. Si on juge que c'est « du bon hasard », c'est qu'on n'a pas encore inventé le test permettant de prouver que ce n'est pas du hasard. C'est une course sans fin entre de meilleurs générateurs aléatoires et de meilleurs tests. Et si la solution n'était pas algorithmique ?

2.3.1 Chercher le hasard dans la nature

Imaginons qu'un humain jette des pièces parfaitement équilibrées à pile ou face, de manière à ce que le résultat soit imprévisible. S'il notait tous ses résultats sous forme d'une chaîne de '0' et de '1', obtiendrait-il une chaîne parfaitement aléatoire ? C'est ce que suppose la théorie des probabilités. Mais le problème est qu'une telle méthode ne nous permet pas de fabriquer beaucoup de hasard rapidement. Pour produire une chaîne de taille 1 million, il faudrait au moins 1 million de secondes, c'est-à-dire plus de 11 jours. Or les applications informatiques (sécurité bancaire, GPS, ...) ont aujourd'hui besoin de milliards et de milliards de bits aléatoires chaque jour.

2.3.2 Fabriquer beaucoup de hasard

Même si l'idée d'utiliser la nature pour générer du hasard semble bonne, il faut trouver d'autres méthodes pour fabriquer beaucoup de hasard. Parmi toutes les idées proposées, on peut par exemple

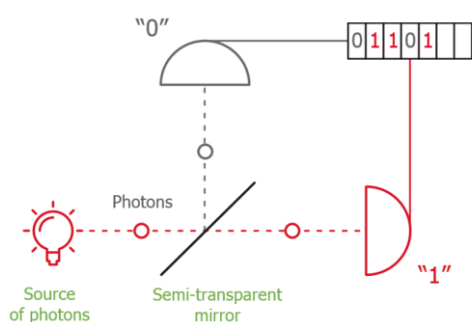


Figure 6 Chaîne générée par physique quantique

citer la mesure des variations du bruit atmosphérique (utilisée par le générateur du site <https://www.random.org/integers/>).

Une idée récente est d'utiliser les propriétés aléatoires de la physique quantique. Dans le schéma ci-contre, des photons sont envoyés un par un (très rapidement) sur un miroir semi-transparent incliné à 45 degrés. La physique quantique nous dit (mais ne nous demandez pas pourquoi) que chaque photon a une chance sur deux de continuer sa trajectoire, et une chance sur deux d'être dévié de 90 degrés par rapport à sa trajectoire initiale. Dans tous les cas, un capteur repère l'arrivée du photon, note 0 si il a été dévié et 1 sinon. Une telle expérience nous donne 1 bit aléatoire par photon envoyé.

2.3.3 Un générateur quantique dans l'ordinateur



Figure 7 Carte Quantis QRNG PCIe 16Mb

Aujourd'hui, la société IDQ, par exemple, propose des cartes que l'on peut brancher sur la carte mère de n'importe quel ordinateur, qui contiennent un micro-appareil qui réalise l'expérience que nous avons décrite. Dans leur brochure (SA, 2017) ils affirment que cette carte, qui coûte quand même 3000€, peut produire une chaîne parfaitement aléatoire de taille 16.000.000 en une seconde. Les chaînes produites réussissent tous les tests du NIST et peuvent donc être considérées, en l'état actuel des connaissances, comme parfaitement aléatoires.

Si on n'a pas une telle carte, un site comme <http://www.randomnumbers.info/> permet de récupérer gratuitement des chaînes aléatoires qu'elle produit. Ce sont ces chaînes aléatoires que nous allons utiliser lors des expériences de notre dernière partie.

3 HASARD ET CERVEAU HUMAIN

L'être humain a tendance à attribuer au hasard les événements. «J'ai eu 15 amendes pour excès de vitesse cette année, quelle malchance», dira un automobiliste imprudent. D'un autre côté, l'être humain a aussi tendance à trouver des explications à ce qui est purement du hasard : « à chaque fois que j'oublie mon parapluie, il pleut ». Nous utilisons des expériences menées par des informaticiens pour savoir si l'être humain est capable de reconnaître si une expérience est au hasard ou non (3.1), puis des expériences relatées dans deux articles de J.-P. Delahaye pour savoir si il peut lui-même produire du hasard de bonne qualité (3.2). Enfin, nous nous inspirons de tous ces travaux pour mener nos propres expériences (3.3).

3.1 RECONNAISSANCE DES REGULARITES

Nous avons vu au chapitre précédent qu'il est difficile d'écrire un programme reconnaissant si une chaîne n'est pas aléatoire. Nous allons voir que le cerveau humain est parfois utilisé comme un test très efficace pour reconnaître les chaînes non aléatoires.

3.1.1 Représenter graphiquement une chaîne aléatoire

Afin d'expliquer les expériences qui ont été réalisées par des chercheurs, nous avons conçu un petit exemple qui montre comment on peut représenter, par une image, une chaîne. Considérons la chaîne de taille 121 suivante :

'10011111001001001001000111010111010100100101100011100011111101111110001110001
10100100101011101011100010010010010011111001'

Il est difficile, en la regardant, de savoir si cette chaîne est aléatoire ou pas. Mais on peut mettre ces chiffres dans un tableau de taille 11x11. Chaque case est coloriée en noir si le chiffre est 1, et est coloriée en blanc si le chiffre est 0.

1	0	0	1	1	1	1	1	0	0	1
0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
0	1	1	1	0	1	0	1	1	1	0
1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1
1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1
1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	1
1	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1
1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	1
0	1	1	1	0	1	0	1	1	1	0
0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
1	0	0	1	1	1	1	1	0	0	1

Tableau 1 Chaîne organisée dans un tableau

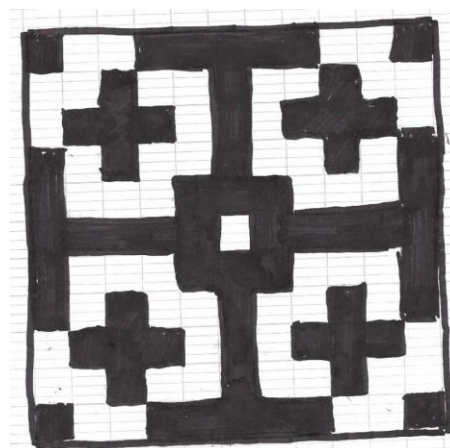


Figure 8 Représentation graphique de la chaîne

On remarque que le dessin obtenu, une croix de Jérusalem, n'est vraiment pas aléatoire. Le cerveau traite l'image immédiatement et reconnaît des régularités. Pourtant, nous avons conçu cet exemple (en rajoutant du noir dans les coins, en créant un trou au milieu, ...) pour tromper les tests statistiques. En effet, il y a dans cette chaîne 64 apparitions de '1' et 57 apparitions de '0', ce qui est dans la marge d'erreur acceptée par le *Frequency (Monobits) Test*. De plus, il y a 27 apparitions de '00', 31 de '01', 30 de '10' et 32 de '11', ce qui est aussi dans la marge d'erreur acceptée par le *Test For Frequency Within A Block* (en se limitant à des blocs de taille 2). On voit grâce à notre petit exemple que le cerveau humain peut percevoir des régularités qui ne sont pas repérées par les tests (les plus simples) du NIST.

3.1.2 Utilisation de la vision pour évaluer des générateurs aléatoires

Une méthode similaire est utilisée pour évaluer les chaînes générées par différents générateurs aléatoires (Inconnu, 2015). Dans cet article de blog, l'auteur considère des nombres entre 0 et N^2 produits par différents générateurs aléatoires. A chacun de ces nombres correspond un point placé dans une image de taille $N \times N$. Chaque fois qu'un nombre apparaît, on fonce le point qui lui correspond. Il génère ainsi des images qui illustrent le tirage de très nombreux nombres aléatoires.

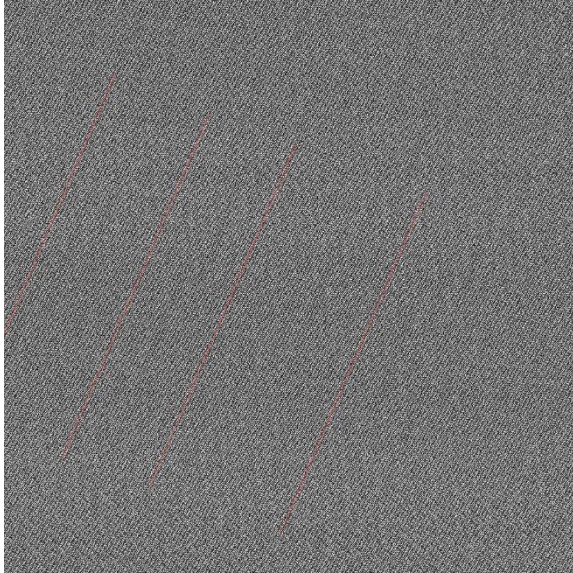


Figure 9 Représentation de nombres générés par Ocaml

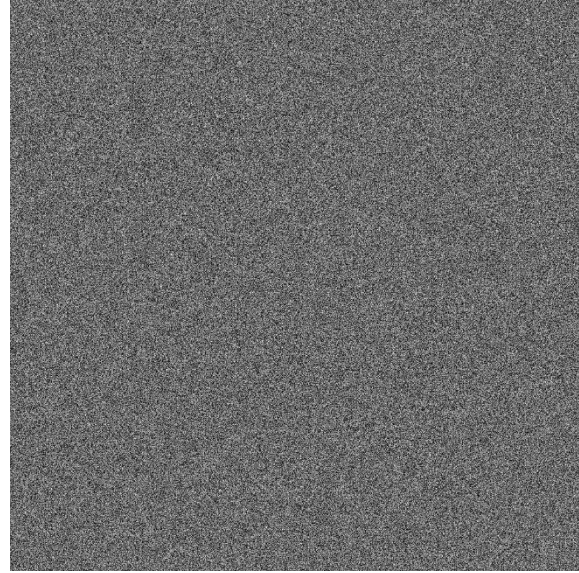


Figure 10 Représentation de nombres générés par Fortuna

L'image de gauche utilise cette technique pour montrer que le générateur aléatoire utilisé dans le langage OCaml (un GCL) n'est pas de très bonne qualité. En effet, nous voyons des bandes diagonales plus foncées qui se répètent régulièrement (l'auteur les a soulignées en rouge, et on les voit encore mieux sur les images du site web). Dans l'image de droite, il utilise des nombres générés par le programme Fortuna (d'après la déesse grecque du hasard). Nous ne percevons aucune régularité.

Le cerveau humain peut ainsi repérer grâce à la vision des régularités qui seraient très difficiles à repérer par des tests statistiques. C'est ce qui permet aux experts de concevoir de nouveaux tests qui détecteront ces régularités perçues intuitivement par notre cerveau.

3.1.3 Autres pistes

Nous venons de voir que, en choisissant une bonne méthode de représentation graphique pour des données aléatoires, la vision et le cerveau humain permettaient de percevoir intuitivement des régularités qui indiquent clairement un mauvais hasard. D'autres sens nous permettraient-ils d'arriver au même résultat ? Dans la page <https://www.random.org/audio-noise/>, une séquence aléatoire est utilisée pour produire une représentation sonore de ce hasard. Il n'est malheureusement pas possible d'utiliser ce programme avec un mauvais hasard pour vérifier si nous pouvons entendre les régularités.

3.2 LE CERVEAU PRODUIT-IL DU BON HASARD ?

Pour répondre à cette question, nous avons lu deux articles de la revue *Pour la Science* écrits par Jean-Paul Delahaye, professeur d'informatique à l'université de Lille.

3.2.1 Production de chaînes aléatoires

Dans (Delahaye, 2004), une expérience consiste à demander à des sujets de générer une chaîne de '0' et de '1' comme si c'était au hasard. D'après ces expériences, le résultat montre à peu près le même nombre de '0' et de '1'. Pourtant, cette expérience montre que les sujets produisent beaucoup trop

d'alternances, c'est-à-dire de '1' suivis de '0' ou de '0' suivis de '1'. Ceci veut exactement dire que le test de 2-uniformité donnera trop de '01' et de '10'. Dans cette expérience, il y a 60% d'alternances et 40% de répétitions, alors que la proportion attendue est de 50-50. Or il y a très peu de chances qu'une chaîne aléatoire vérifie un tel écart (0,28% avec une chaîne de taille 200).

Cette expérience montre que le cerveau humain produit du mauvais hasard. Une autre expérience consiste à demander à un sujet A si le hasard produit par B est de bonne qualité. Le résultat est que la « reconnaissance du hasard » est également mauvaise, ce qui contredit apparemment ce que nous avons dit précédemment, mais cette expérience n'a pas utilisé d'image pour aider la reconnaissance.

3.2.2 Le hasard géométrique

L'article (Delahaye, et al., 2006) décrit des expériences menées par le chercheur canadien John Christie. Dans une première expérience, on demande à 600 personnes de placer chacun 3 points au hasard dans un carré, puis on superpose dans une même image les 1800 points obtenus.

Le résultat, représenté ci-contre, montre une grande symétrie. Les sujets ont privilégié le centre du carré et certains axes (diagonales, axe vertical principal). Tout se passe comme si, lorsqu'on place au hasard un point dans une figure géométrique, on privilégie les zones qui correspondent à des propriétés mathématiques bien connues.

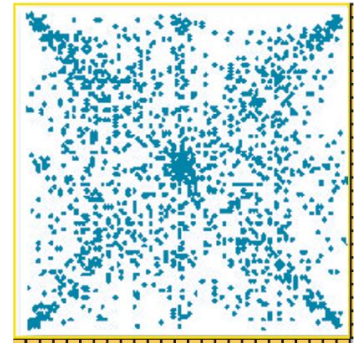


Figure 11 1800 points au hasard

3.2.3 Les biais cognitifs

Toujours dans (Delahaye, 2004), des expériences ont montré que la production de hasard par le cerveau humain était faussée par des biais cognitifs. Par exemple, lorsqu'on demande au hasard à un sujet un chiffre entre 0 et 9 (chacun a une probabilité de 10%), le chiffre 7 apparaît dans 30% des cas. Il semble être jugé plus aléatoire que les autres, car on lui associe moins de propriétés mathématiques évidentes. Ceci est paradoxal car pour Christie (3.2.2), ils favorisent les zones qui ont le plus de propriétés.

Un autre biais cognitif est que lorsqu'on donne le choix entre deux alternatives, le *bias de positivité* pousse les sujets à choisir en majorité celle qui semble positive : oui ou non donne oui à 62%, aimer ou détester donne aimer à 83%, indemne ou blessé donne indemne à 68%. Même lorsque les alternatives sont neutres, un autre biais intervient, le *bias de préséance* : les sujets choisissent majoritairement l'alternative qui a été présentée en premier. Lorsque l'on demande « pile ou face », « pile » sera choisi plus souvent car proposé en premier. De façon surprenante, ce biais de préséance semble plus marqué chez les hommes que chez les femmes.

3.3 NOS EXPERIENCES

Nous avons réalisé plusieurs expériences pour savoir si l'être humain peut produire et reconnaître du hasard « de bonne qualité ». Pour la production de hasard, nous avons fait remplir des fiches à plus de 150 personnes et obtenu ainsi presque 10000 bits de données. Nous avons vite compris qu'il n'était pas possible d'effectuer des tests statistiques sérieux sans un traitement informatique (surtout que nous voulions aussi comparer ces résultats avec de vrais générateurs aléatoires). Comme nous n'avons aucune connaissance en programmation, nous avons cherché de l'aide. Nous remercions donc deux étudiants, Hugo Barral (images en PHP/SVG, formulaire HTML) et Hugo Piquard (statistiques en PHP). Nous leur faisons parvenir nos algorithmes, ils nous renvoyaient des programmes que nous testions sur de petites données, et recommencions souvent pour des corrections. Enfin, nous avons pu entrer les données de nos tests et générer les statistiques que nous présentons ici.

3.3.1 Expérience A : production de hasard

Notre première expérience est similaire à celle relatée par Delahaye (Delahaye, 2004), mais nous avons besoin de nos propres données comme élément de comparaison avec notre deuxième expérience. Nous avons demandé à plusieurs personnes (camarades de classe, famille, inconnus à la terrasse d'un Mac Donald) de remplir la fiche ci-dessous afin de créer une chaîne de taille 64. Nous avons reçu 92 réponses.

[illegible]

Frequency (monobit) test : Parmi les 92x64 = 5888 chiffres que nous avons générés, il y a 49,2% de '0' et 50,8% de '1'. Ce test est réussi, comme dans l'expérience de (Delahaye, 2004), et nous ne voyons pas non plus le biais de préséance en faveur des '0'. Pourtant, nous avons bien fait attention, dans nos consignes, de toujours citer le '0' en premier. Même quand on ne regarde que le premier chiffre répondu, 51% des résultats commencent par '0', ce qui n'est pas très significatif. L'article de Delahaye suggère que ce biais de préséance est peut-être lié au sexe. Malheureusement, nous n'avons gardé cette information que pour 23 des personnes qui ont passé le test (le prénom avait été inscrit sur la feuille). Sur les 14 hommes, 10 ont commencé par '0' (71,4%) et sur 9 femmes, 5 ont commencé par '0' (55,5%). Il semble donc que le biais de préséance est plus marqué chez les hommes que chez les femmes, mais nous n'avons pas réalisé assez d'expériences pour en être certain.

De plus, le nombre total de '0' et de '1', très proche de 50%, ne nous dit pas comment les personnes ont répondu individuellement. Il pourrait y avoir la moitié qui ont répondu beaucoup de '0', et la moitié qui ont répondu beaucoup de '1'. Nous avons donc construit deux séries statistiques dont les valeurs sont le nombre de '0' dans une chaîne, et avons calculé les fréquences (le pourcentage de personnes qui ont répondu cette valeur). La première série (en rouge dans l'histogramme ci-dessous) correspond aux résultats de notre expérience A. La seconde série (en bleu dans l'histogramme) correspond à 20000 créations de chaînes (également de taille 64) par le très bon générateur Mersenne Twister. Cette seconde série nous permet de comparer nos résultats avec ce qui est normalement attendu.

Que pouvons-nous dire de ces deux distributions? Les barres bleues, obtenues avec Mersenne Twister, indiquent une parfaite courbe en cloche centrée sur 32 (la moitié de 64). Cette courbe ressemble à celle qu'on devrait obtenir si on calculait les probabilités $P(X = x_i)$.

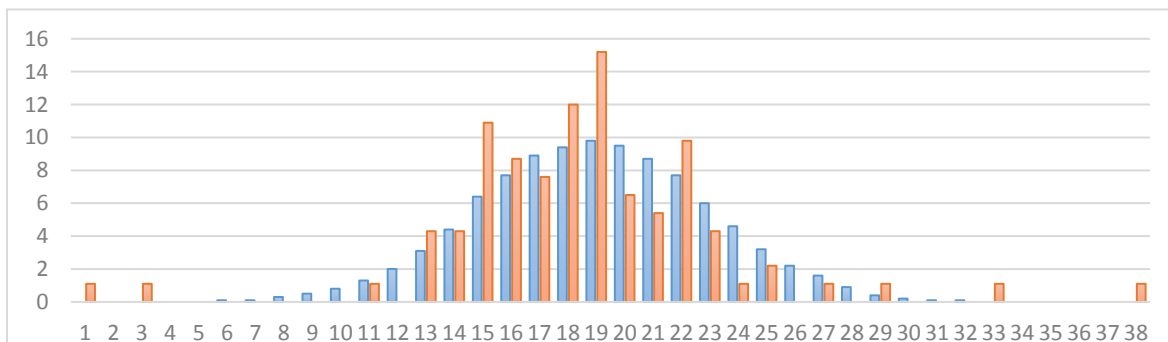


Figure 12 Distribution des '0': comparaison entre l'expérience A et Mersenne Twister

Les barres rouges, obtenues grâce à notre expérience, donnent un résultat assez différent. Tout d'abord, il y a 4 personnes chez qui le nombre de '0' est très anormal. Il se peut que ces personnes estiment très mal ce que doit être une chaîne aléatoire, mais il peut y avoir d'autres explications. Par exemple, une personne nous a dit « à la fin je n'ai mis que des 0 parce que j'étais pressé ».

Si on ignore ces résultats anormaux, on observe 3 pics : le premier est centré en 32, il y a autant de '0' que de '1'. Trop de personnes ont donné ce résultat « parfait » par rapport à ce qui est attendu dans la courbe bleue. Ceci se comprend car plusieurs personnes nous ont dit avoir essayé « de mettre autant de '0' que de '1' ». Les deux autres pics (à 28 et à 35 '0') montrent un déséquilibre: trop souvent, les personnes favorisent les '0' ou les '1'. Alors que le résultat moyen sur toutes les expériences était satisfaisant, nous identifions un groupe trop important qui favorise les '0' ou les '1'. Si nous avions gardé les informations sur les sexes, il aurait été intéressant de voir le lien avec le biais de préséance.

Test For Frequency Within A Block Nous avons calculé le nombre de chaînes de taille 2 différentes sur l'ensemble des réponses. Nous obtenons 22,9% de '00', 26,3% de '01', 26,3% de '10' et 24,5% de '11'. Ce résultat n'est pas très éloigné du résultat attendu (25% chacune), et si nous additionnons les '01' et '10' (c'est-à-dire si nous comptons les alternances), nous obtenons 52,6%. Nous observons un léger biais en faveur des alternances, même si il est moins important que celui rapporté par Delahaye (60%).

Comment comprendre cette différence avec les résultats de Delahaye ? Cela pourrait être dû à un échantillon trop petit, mais nous avons voulu regarder la distribution. Nous avons réalisé la même courbe que précédemment, mais en étudiant le nombre d'alternances (c'est-à-dire de '01' et de '10') au lieu du nombre de '0'. Dans l'histogramme, on voit apparaître une zone (entre 36 et 45) qui montre le biais d'alternance pour beaucoup de sujets. Mais la zone entre 16 et 21 montre des sujets qui ont créé un nombre anormalement bas d'alternances, ce sont eux qui font baisser la moyenne. En regardant les données, on voit que ce sont ceux qui ont créé de beaucoup trop longues successions de '0' ou de '1'. Sans ces résultats anormaux, notre moyenne serait plus proche de celle de Delahaye.

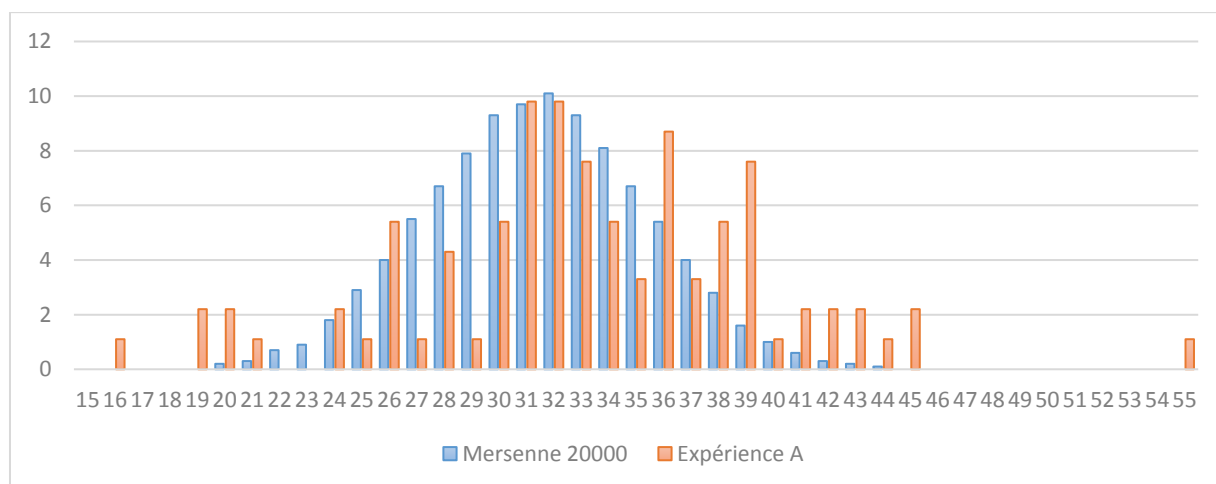


Figure 13 Distribution des alternances: comparaison entre l'expérience A et Mersenne Twister

3.3.2 Expérience B : production de hasard en utilisant un tableau

Comme il nous a semblé que l'être humain reconnaît mieux le hasard graphiquement (quand les chaînes sont organisées dans un tableau), nous nous sommes demandé si on pouvait produire du hasard de meilleure qualité en l'organisant directement dans un tableau. Nous avons donc demandé à plusieurs personnes de remplir la fiche ci-dessous. Les sujets devaient, comme dans l'expérience A, remplir 64 bits, mais cette fois-ci ils étaient organisés dans un tableau 8x8. Nous avons eu 64 réponses.

TPE – La fabrique du hasard – Baget, Jacquin, Lehocká, Miguel, 1ere S3– Lycée Nevers 2017-2018

Vous devez remplir chaque case du tableau ci-dessous avec un chiffre qui sera soit 0, soit 1 (un chiffre par case). Attention, chaque case devra être remplie « au hasard », comme si vous aviez tiré à pile ou face. Vous ne devez utiliser aucune source extérieure de hasard (ne tirez pas à pile ou face, ne générez pas de nombre avec un appareil électronique, ...).

B

Frequency (monobit) test : Dans cette expérience, il y a 48,8% de '0', ce qui est similaire au résultat de l'expérience A (49,2%). Ici aussi, nous étudions la distribution de ces '0'. Il y a encore un trop grand nombre de personnes qui ont trouvé exactement la moyenne, mais à part un sujet qui n'a trouvé que dix '0', on n'observe pas de résultats anormaux ni les deux pics qui indiquaient un déséquilibre. Le tableau semble avoir aidé les sujets de l'expérience à trop équilibrer le nombre de '0' et de '1'.

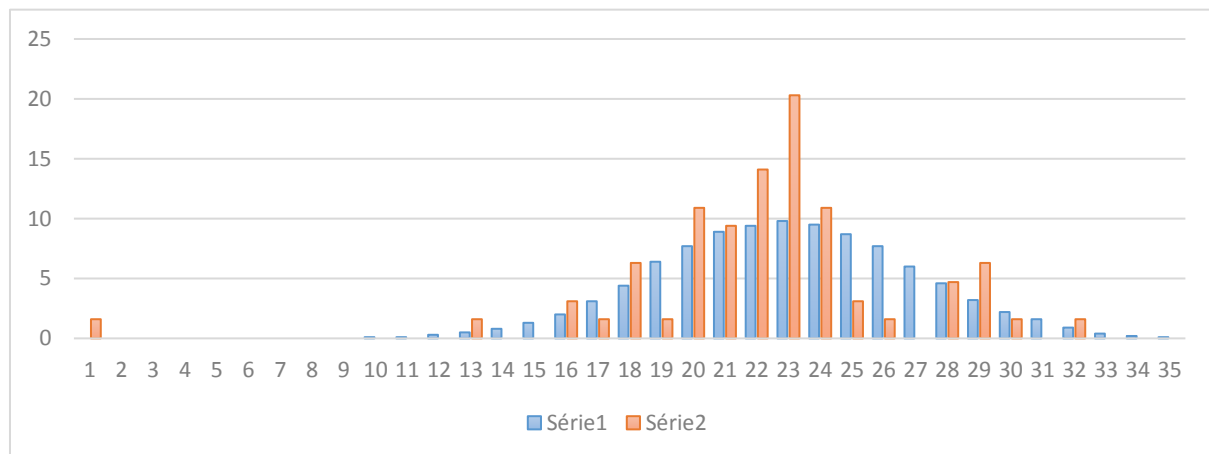


Figure 14 Distribution des '0': comparaison entre l'expérience B et Mersenne Twister

Test For Frequency Within A Block : Dans cette expérience, il y a 55,6% d'alternances, c'est-à-dire plus que ce que nous avons trouvé dans l'expérience A (52,6%), mais toujours moins que ce qui est dit par

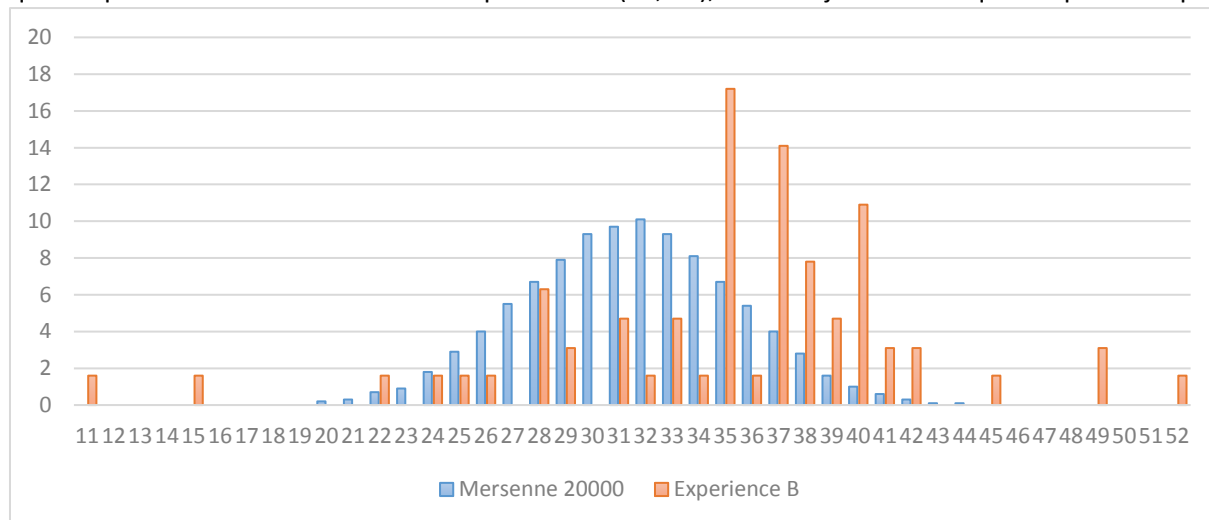


Figure 15 Distribution des alternances: comparaison entre l'expérience B et Mersenne Twister

Delahaye (60%). Contrairement à notre intuition, le biais d'alternance est encore plus marqué et l'organisation dans un tableau n'a pas aidé les sujets dans leur production de hasard. On voit dans l'histogramme que la zone qui indique le biais d'alternance (35-42) est un peu moins étalée que dans l'expérience A (36-45), mais beaucoup plus élevée (maximum à 17,2%, mais 8,7% dans l'expérience A). Nous expliquons ce renforcement du biais de la façon suivante : au lieu de remplir 2 grandes lignes de taille 32 dans l'expérience A, les sujets ont rempli 8 petites lignes de taille 8. Ceci a diminué le nombre et la taille de successions de bits identiques (par exemple, il est plus choquant d'avoir 4 '0' successifs dans une ligne de taille 8 que dans une ligne de taille 32), et donc mécaniquement augmenté le nombre d'alternances, ce qui a renforcé le biais.

Lignes et colonnes : Nous avons-nous même introduit un biais dans notre analyse des résultats. En effet, quand nous avons entré les données dans un fichier, nous avons lu les tableaux 8x8 ligne par ligne pour créer les chaînes que nous avons analysées. Pourtant, lorsque les personnes ont rempli ces tableaux, elles voyaient également les colonnes. Ceci peut faire une différence.

0	1	0	1
1	1	0	1
0	1	1	1
0	0	1	1

Tableau

0	1	0	1	1	1	0	1	0	1	1	1	0	0	1	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Lecture du tableau ligne par ligne

0	1	0	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Lecture du tableau colonne par colonne

Tableau 2 Différence entre la lecture d'un tableau ligne par ligne et sa lecture colonne par colonne

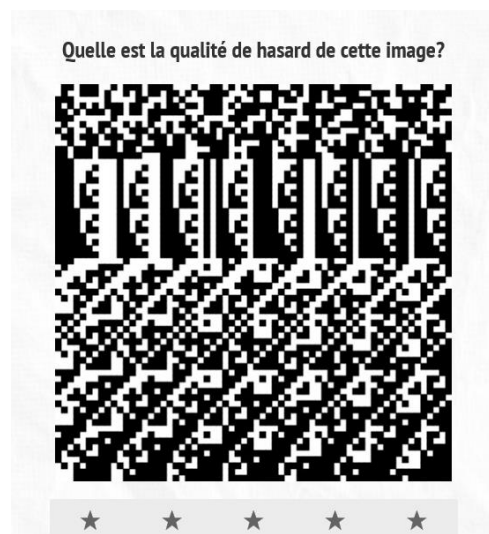
En lisant le tableau ligne par ligne, nous trouvons 9 alternances sur 15 (60%), mais en le lisant colonne par colonne, nous n'en trouvons plus que 5 (33%). Il faudrait maintenant calculer la distribution des alternances de notre expérience B en lisant chaque résultat en colonne, et comparer ceci avec la même lecture de l'expérience A pour savoir si l'organisation en tableau a amélioré ou empiré la qualité de hasard. Cette idée tardive n'a pas pu être présentée, les deux programmeurs préparant leurs examens.

3.3.3 Expérience C : reconnaissance du hasard

Nous avons conçu une expérience permettant de tester si un être humain est capable de reconnaître du hasard. Cette expérience a pris la forme d'un sondage sur le site [Survio.com](https://www.survio.com/survey/d/L4P8F7M8E9W9J9O9M), et notre questionnaire est visible à l'adresse <https://www.survio.com/survey/d/L4P8F7M8E9W9J9O9M>. Nous en avons fait la publicité sur Facebook, et nous avons reçu 92 réponses en 3 jours (900 personnes ont visité la page). La plupart des sondés ont pris entre 1 et 2 minutes pour répondre. Nous avons présenté plusieurs chaînes de '0' et de '1', soit sous forme **binaire** (les 324 premiers caractères de la chaîne elle-même), soit sous forme **graphique** (un dessin de la chaîne complète de taille 4096, comme expliqué en 3.1.1). A chaque fois, le sondé devait donner une note entre 1 (pas du hasard) et 5 (hasard parfait).



Figure 16 Notre sondage sur survio.com: évaluation du hasard sous forme binaire (ci-dessus) et sous forme graphique (à droite)



Type de hasard	Nom	Explication	Binaire	Graphique
Pas de hasard	D1	Répétitions de la chaîne '001'	1	x
	D2	Identique à D1, 8 '1' rajoutés	6	x
	D3	Enumération en binaire	16	13
Hasard humain	A1	64 premières réponses de l'expérience A	x	14
	A2	64 dernières réponses de l'expérience A	5	11
	B	Réponses de l'expérience B	7	15
Hasard informatique	G1	Générateur congruentiel linéaire RANDU	4	10
	G2	Calculatrice TI 82	3	9
	G3	Mersenne Twister	x	12
Hasard quantique	Q	Carte Quantis QRNG (voir 2.3.3)	2	8

Tableau 3 Elaboration des questions du sondage sur survio.com

Nous avons élaboré 10 chaînes de différentes façons. Trois ne sont pas au hasard : on doit le voir immédiatement sur D1, presque immédiatement sur D2, et c'est difficile à voir sur D3, qui est obtenue en collant la suite des entiers écrits en binaire (0', '1', '10', '11', '100', '101', '110', '111', '1000', ...). Nous avons lu que cette chaîne D3 trompe tous les tests de k-uniformité, si elle est assez longue. Trois sont obtenues avec les résultats de nos expériences précédentes. Trois sont obtenues par des générateurs aléatoires : le très mauvais RANDU, notre calculatrice TI 82 (en générant des entiers entre 0 et 65535, on obtient 16 bits au hasard, il a fallu recommencer 4x64 fois), et le très bon Mersenne Twister. Enfin, nous avons récupéré sur le site <http://www.randomnumbers.info/> 4096 bits générés par une carte quantique. Le tableau 3 résume ceci. La chaîne G2 sous forme binaire est notée G2b, elle est présentée à la question 3 du sondage. Sous forme graphique elle est notée G2g, et elle est présentée à la question 9.

Le site Survio.com permet de retirer des statistiques les sondés qui n'ont pas l'air sérieux. Nous en avons retiré un, le premier qui a répondu, et qui avait mis 5 étoiles pour toutes les questions. Les résultats que nous présentons maintenant ne concernent que les 91 autres sondés. Nous examinons dans un histogramme les notes moyennes (calculées par survio.com) pour les différentes chaînes.

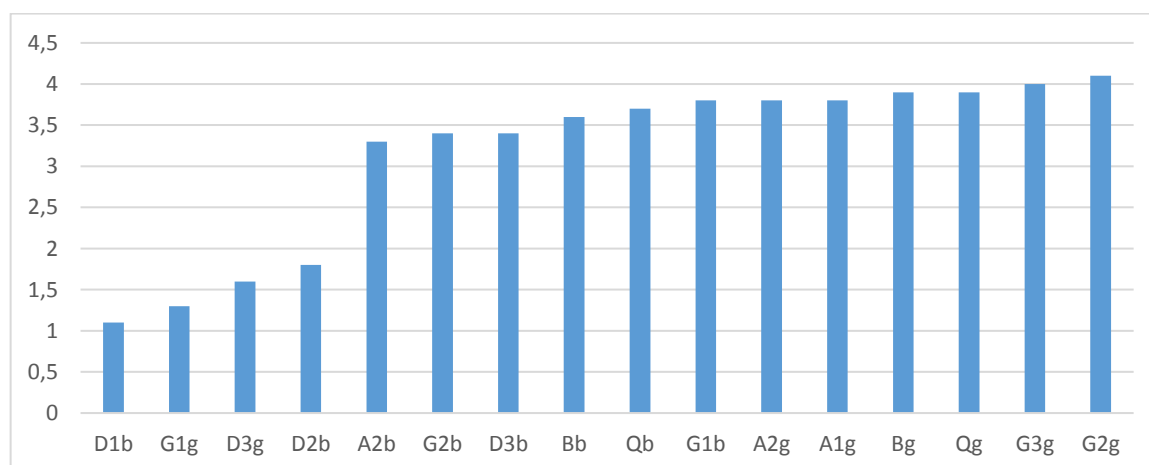


Figure 17 Notes moyennes obtenues par les différentes expériences

Nous observons dans cet histogramme deux groupes nettement séparés. Ceux qui ont une note inférieure à 1,8 et ceux qui ont une note supérieure à 3,3. Des chaînes ont été jugées bonnes, d'autres mauvaises, mais il n'y a rien entre les deux. Sans surprise, le mauvais groupe contient les chaînes binaires D1b et D2b, ainsi que les graphiques G1g et D3g. On remarque aussi que dans le bon groupe, les notes les plus basses sont toujours données aux chaînes binaires, et les plus hautes aux représentations graphiques.

Comme on le voit dans la figure suivante, l'ordre sur les représentations graphiques n'est pas surprenant, G1g et D3g sont clairement de moins bonne qualité que les autres. Nous voyons aussi que les chaînes générées par des personnes sont un peu moins bien notées que celles obtenues par générateurs, même si personne n'a pu nous l'expliquer. Seule surprise, la bonne note de Bg malgré la ligne noire horizontale suspecte au milieu (une trop longue séquence de '1').

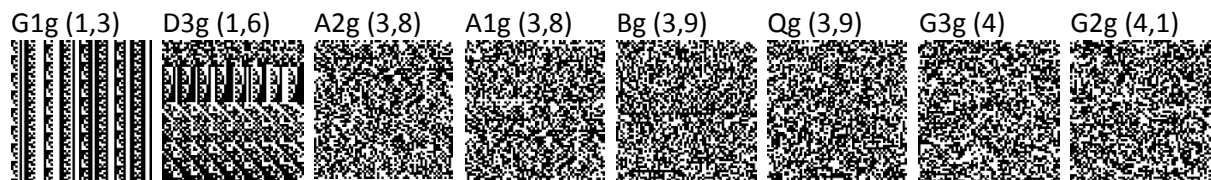


Figure 18 Classement des chaînes présentées sous forme graphique

L'ordre sur les représentations binaires est plus surprenant. La chaîne G1b est la mieux notée des représentations binaires, alors qu'elle correspond à un générateur (RANDU) extrêmement mauvais, ce qui est prouvé par la très mauvaise note (justifiée) donnée à sa version graphique G1g. Nous allons donc comparer les notes attribuées aux mêmes chaînes sous leur forme graphique et binaire. On voit bien dans l'histogramme ci-dessous que les chaînes dont la forme graphique a été jugée mauvaise ont reçu de bonnes notes pour leur forme binaire. En fait, pour les moyennes des chaînes binaires, les sondés ont vu que ce n'est pas du hasard (les cas simples D1 et D2), soit semblent n'avoir rien vu et donné des notes correctes (entre 3,3 et 3,8), mais pas aussi bonnes que pour les graphiques où ils ont « vu » que ça ressemble à du hasard (entre 3,8 et 4,1).

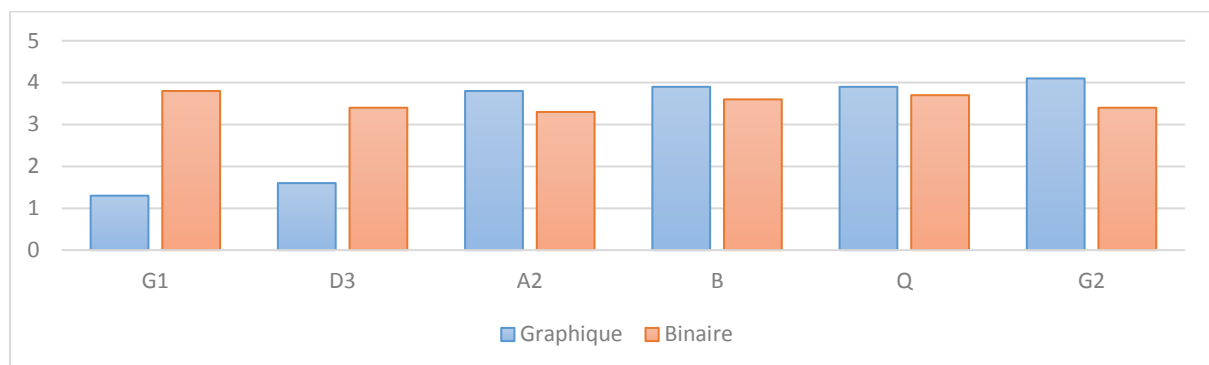


Figure 19 Comparaison des moyennes obtenues sous forme graphique et binaire

En conclusion, nous pouvons dire que :

1. A part dans les cas les plus simples (D1 et D2), les sondés sont incapables de reconnaître du hasard quand il est présenté sous forme binaire. Ceci rejoint les conclusions de Delahaye.
2. La forme graphique aide fortement les sondés à reconnaître du mauvais hasard, mais pas toujours. En effet nous avons vu que les chaînes A2 et B présentaient un biais d'alternance, et le graphique n'a pas aidé à repérer ce biais.

Enfin, il aurait été intéressant de proposer d'autres méthodes de visualisation des chaînes (par exemple celle décrite en 3.1.2, qui crée des images en niveau de gris) pour aider à repérer du mauvais hasard. Mais pour créer ces images en niveaux de gris, nous aurions eu besoin de chaînes beaucoup plus longues : nous n'avons pas les moyens de faire remplir autant de fiches.

CONCLUSION

Les scientifiques considèrent aujourd'hui que le hasard n'existe qu'au niveau atomique. Dès qu'on a assez d'atomes (cellules, pièces de monnaie), la loi des grands nombres fait que les systèmes sont déterministes, même si les erreurs de mesure peuvent rendre les résultats imprévisibles.

Dans la première partie de ce travail, nous avons présenté les travaux de Jean-Jacques Kupiec, dont la théorie expose de nouvelles sources de hasard au sein des cellules (la différenciation cellulaire comporterait une part de hasard) ou des molécules (l'emboîtement des protéines se ferait au hasard). Si on considère que le vrai hasard n'existe qu'au niveau quantique, le hasard dont parle Kupiec sera plutôt de l'imprévisibilité.

Dans la seconde partie, nous nous sommes intéressés au hasard produit par les ordinateurs. Dans la plupart des cas, ce hasard est construit par des algorithmes. Or un ordinateur est entièrement déterministe et, si on connaît le programme, le résultat est entièrement prévisible. Ce qui est produit par ces algorithmes ne peut donc pas être appelé du hasard, mais doit y ressembler pour assurer la sécurité de nos comptes bancaires. Nous nous sommes donc intéressés aux définitions mathématiques de la qualité du hasard (complexité de Kolmogorov), puis à des tests statistiques moins efficaces mais qui ont l'avantage d'être calculables. Enfin, nous avons recherché comment l'ordinateur produisait du « hasard » : par des algorithmes, déterministes et prévisibles, comme celui de Von Neumann, ou par des appels à des sources extérieures de hasard (comme le bruit atmosphérique, déterministe mais imprévisible, ou des expériences en physique quantique, supposées être parfaitement aléatoires).

Enfin, dans la troisième partie, nous avons cherché à savoir si l'être humain est capable de produire et de reconnaître du hasard. Pour la philosophe Patricia Churchland (Marchal, 2004), *« l'existence de tant de mouvements chaotiques avec les effets papillons correspondants est la raison réelle de la possibilité, et de l'existence, de la liberté : notre libre arbitre a constamment un grand nombre d'opportunités pour agir décisivement à un prix presque nul. »* Ainsi, pour cette philosophe, le libre-arbitre est lié à l'imprévisibilité. Ce libre-arbitre, cette faculté d'imprévisibilité du cerveau humain, permet-il produire du hasard de bonne qualité ? Nos expériences confirment les résultats relatés dans (Delahaye, 2004) : nos biais cognitifs (par exemple le biais d'alternance) font que nos productions de hasard ne respectent trop souvent pas les lois du hasard. Mais, alors que, comme dans (Delahaye, 2004), nous pouvons confirmer que le cerveau humain ne sait pas reconnaître si une expérience, sous forme textuelle (binaire) est au hasard ou pas, nous avons pu confirmer qu'une représentation graphique de cette expérience améliorerait fortement cette reconnaissance.

Nous avons été surpris au cours de nos recherches et de nos expériences par l'influence des biais cognitifs qui empêchent l'être humain d'évaluer correctement le hasard, et donc plus généralement, les événements imprévisibles. De nombreux biais similaires ont été étudiés en psychologie cognitive, mais ils n'ont pas pu trouver leur place dans ce travail, focalisé sur la production de chaînes binaires. Par exemple la théorie du cygne noir (Wikipedia, 2008) explique que les êtres humains sous-évaluent la probabilité d'un événement rare (qui a une faible probabilité d'apparition), même si ses conséquences peuvent être catastrophiques (par exemple l'explosion d'une bulle financière).

BIBLIOGRAPHIE

Barker Elaine et Bassham Lawrence Guide to the statistical tests [En ligne] // National Institute of Standards and Technology. - 2016. - <https://csrc.nist.gov/Projects/Random-Bit-Generation/Documentation-and-Software/Guide-to-the-Statistical-Tests>.

Chevassus-au-Louis Nicolas Entretien avec Jean-Jacques Kupiec : « la probabilité a sa place dans le fonctionnement des cellules » [Revue] // La Recherche. - 2017. - HS 21.

Delahaye Jean-Paul et Gauvrit Nicolas Le hasard géométrique n'existe pas [Revue] // Pour la Science. - mars 2006. - 341.

Delahaye Jean-Paul Les dés pipés du cerveau [Revue] // Pour la Science. - décembre 2004. - 326.

Gillespie Colin RANDU: The case of the bad RNG [En ligne] // Why?. - 2016. - <https://csgillespie.wordpress.com/2016/02/16/randu-the-case-of-the-bad-rng/>.

Inconnu Le générateur de nombres aléatoires de la TI82-83 [En ligne] // MathémaTICE. - 2015. - http://revue.sesamath.net/IMG/pdf/activite_nbaleat_spemath.pdf.

Inconnu Visualise randomness [En ligne] // Type OCAML. - 2015. - http://typeocaml.com/2015/11/22/visualise_random/.

Kupiec Jean-Jacques L'ADN entre hasard et contraintes [Revue]. - 2013. - 81.

Kupiec Jean-Jacques Le Darwinisme cellulaire [Article] // Pour la Science. - 2009. - 63.

Marchal Christian Déterminisme, hasard, chaos, liberté. Henri Poincaré et la révolution des idées scientifiques au vingtième siècle [Conférence]. - Paris : [s.n.], 2004.

PHP mt_rand [En ligne] // PHP. - 2005. - <http://php.net/manual/fr/function.mt-rand.php>.

Pollock Rich Randomness in Excel [En ligne] // Bit Wrangling. - 2014. - <http://blog.richpollock.com/2014/08/randomness-in-excel/>.

SA ID Quantique Random number generation white paper - What is the Q in QRNG? [En ligne] // ID Quantique. - 2017. - https://marketing.idquantique.com/acton/attachment/11868/f-0226/1/-/-/-/-/What%20is%20the%20Q%20in%20QRNG_White%20Paper.pdf.

Wikipedia Complexité de Kolmogorov [En ligne] // Wikipedia. - 2005. - https://fr.wikipedia.org/wiki/Complexité_de_Kolmogorov.

Wikipedia Générateur congruentiel linéaire [En ligne] // Wikipedia. - 2005. - https://fr.wikipedia.org/wiki/Générateur_congruentiel_linéaire.

Wikipedia Générateur de nombres pseudo-aléatoires [En ligne] // Wikipedia. - 2005. - https://fr.wikipedia.org/wiki/Générateur_de_nombres_pseudo-aléatoires.

Wikipedia Middle-square method [En ligne] // Wikipedia (en). - 2004. - https://en.wikipedia.org/wiki/Middle-square_method.

Wikipedia Suite Aléatoire [En ligne] // Wikipedia. - 2009. - https://fr.wikipedia.org/wiki/Suite_aléatoire.

Wikipedia Théorie du cygne noir [En ligne] // Wikipedia. - 2008. - https://fr.wikipedia.org/wiki/Théorie_du_cygne_noir.

ANNEXES

ANNEXE A : A PROPOS DES GENERATEURS PSEUDO-ALEATOIRES

Nous avons trouvé sur un forum PHP un programme (écrit en 2015 par un certain *Phan*) qui permettait de générer des chaînes de bits avec différents générateurs. Nous n'avons besoin que de la fonction

`get_random_string ($length, $function, $chunks)`

qui crée une chaîne de bits de longueur `$length`, et crée `$chunks` bits à chaque fois en appelant le générateur `$function`. Par exemple, `$a = get_random_string(8, 'mersenne', 2);` va retourner une chaîne aléatoire de taille 8 bits. Chaque appel au générateur 'mersenne' (Mersenne Twister) va créer deux bits, il faudra donc 4 appels pour créer la chaîne. Ce programme peut utiliser plusieurs générateurs : Mersenne Twister, plusieurs générateurs congruentiels linéaires (celui de PHP, celui de Borland C++, celui recommandé par Donald Knuth, et le très mauvais RANDU), et l'algorithme de Von Neumann dont nous avons parlé dans le TPE. Comment utiliser cette fonction ? Pour créer 64 bits, faut-il appeler 1 fois le générateur en créant 64 bits d'un coup, 64 fois le générateur en créant 1 bit à chaque fois, ou entre les deux (4 appels avec 16 bits à chaque fois) ?

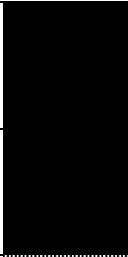
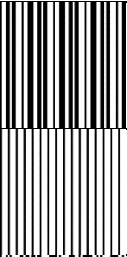
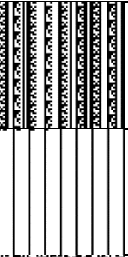
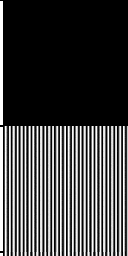
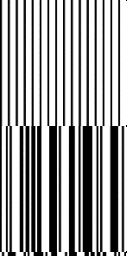
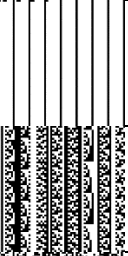
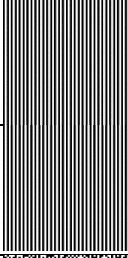
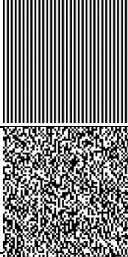
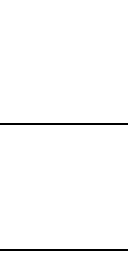
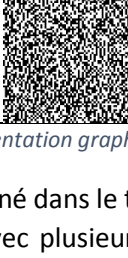
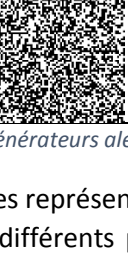
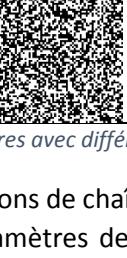
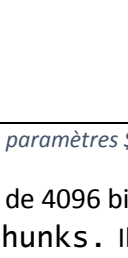
Générateur	Nombre de bits produits à chaque appel du générateur (\$chunks)					
	1	4	8	16	32	64
GCL RANDU						Erreur
Von Neumann						Erreur
GCL Knuth						Erreur
GCL Borland C++						Erreur
GCL PHP						
Mersenne Twister						

Tableau 4 Représentation graphique des appels aux générateurs aléatoires avec différents paramètres \$chunks

Nous avons donné dans le tableau ci-dessus les représentations de chaînes de 4096 bits (`$length = 4096`) créées avec plusieurs générateurs et différents paramètres de `$chunks`. Il montre que la valeur de `$chunks` change la qualité du hasard. Avec `$chunks = 1`, RANDU et Von Neumann ne produisent plus que des '1' (image noire). A partir de `$chunks = 32` bits, le GCL de PHP et Mersenne Twister ne produisent plus que des '0' (images blanches). La valeur 16 nous semble produire la colonne

la plus équilibrée en qualité de hasard (même si le GCL PHP commence à avoir des problèmes avec cette valeur). Nous avons donc choisi `$chunks = 16` pour le reste de nos expériences.

ANNEXE B : TESTS STATISTIQUES

Nous appelons expérience la création d'une chaîne élémentaire de 64 bits. Lorsqu'on utilise un générateur aléatoire, l'expérience est constituée de 4 appels au générateur, chaque fois pour générer 16 bits. En répétant N fois cette expérience, nous obtenons une chaîne globale de taille $64 \times N$. Le programme que nos camarades ont pu écrire génère différentes séries statistiques. Quand nous les présentons, les x_i indiquent les valeurs, les n_i les effectifs et les f_i les fréquences (en pourcentage).

Calcul de la k-uniformité Ces tests sont réalisés sur la chaîne globale. On regarde les blocs de taille k, et les valeurs de la série statistique sont les blocs qui apparaissent dans la chaîne. Par exemple, avec la chaîne globale de taille 6 '000011', on trouverait 4 blocs de taille 3 : on lit '000' dans le premier bloc '000011', encore '000' dans le deuxième bloc '000011', '001' dans le troisième bloc '000011' et enfin '011' dans le dernier bloc '000011'. Ces quatre lectures ('000' deux fois, '001' et '011') sont les valeurs de la série statistique. Pour nos expériences, nous avons fait varier k de 1 à 3. Quand k = 1, notre algorithme compte juste les '0' et les '1' et c'est exactement le *frequency (monobit) test* du NIST. Quand k est supérieur à 1, c'est le test for *frequency within a block* du NIST.

Calcul des distributions Pour chacune des N expériences, on compte une valeur qui est soit le nombre de '0' dans la chaîne élémentaire (quand on calcule la distribution des zéros), soit le nombre d'alternances (c'est-à-dire le nombre de '01' + le nombre de '10') dans la chaîne élémentaire (quand on calcule la distribution des alternances).

ANNEXE C : MERSENNE 20000

Pour évaluer les distributions des '0' et des alternances de nos deux expériences A (3.3.1) et B (3.3.2), nous avons voulu comparer avec les probabilités théoriques. Comme nous ne savions pas les calculer, nous nous sommes dit qu'on pouvait les approximer avec de très nombreux appels à l'expérience. Nous avons souhaité en faire le plus possible, et nous avons fini par en faire 20000 (à partir de 30000 nous avons une erreur de mémoire). Nous avons donc utilisé le meilleur générateur disponible (Mersenne Twister), avons généré une chaîne de taille $64 \times 20000 = 1280000$, et utilisé les programmes écrits par nos camarades étudiants pour faire les analyses statistiques. Nous présentons ici les résultats statistiques de l'analyse de la chaîne globale \$mersenne20000 créée par l'appel à la fonction :

```
$mersenne20000 = get_random_string (1280000, 'mersenne', 16);
```



(seulement partie de l'image)

Test de la moyenne

x_i	'0'	'1'
n_i	640768	639232
$f_i(\%)$	50,1	49,9

Test de 3-uniformité

x_i	'000'	'001'	'010'	'011'	'100'	'101'	'110'	'111'
n_i	160905	160053	160375	159433	160054	159754	159433	159991
$f_i \%$	12,6	12,5	12,5	12,5	12,5	12,5	12,5	12,5

TESTS DE K-UNIFORMITE

Test de 2-uniformité

x_i	'00'	'01'	'10'	'11'
n_i	320959	319808	319808	319424
$f_i(\%)$	25,1	25	25	25

TESTS DE DISTRIBUTION

Distribution des zeros

x_i	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33
n_i	6	14	16	50	97	158	259	408	622	870	1275	1543	1783	1887	1968	1899
$f_i \%$	0,0	0,1	0,1	0,3	0,5	0,8	1,3	2,0	3,1	4,4	6,4	7,7	8,9	9,4	9,8	9,5
x_i	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	
n_i	1745	1538	1195	921	633	436	316	185	88	45	21	11	7	3	1	
$f_i \%$	8,7	7,7	6,0	4,6	3,2	2,2	1,6	0,9	0,4	0,2	0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	

Distribution des alternances

x_i	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32
n_i	2	2	8	4	32	60	134	180	354	570	797	1103	1348	1586	1858	1937	2022
$f_i \%$	0,0	0,0	0,0	0,0	0,2	0,3	0,7	0,9	1,8	2,9	4,0	5,5	6,7	7,9	9,3	9,7	10,1
x_i	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	
n_i	1855	1624	1344	1089	799	561	326	190	110	60	24	12	2	5	1	1	
$f_i \%$	9,3	8,1	6,7	5,4	4,0	2,8	1,6	1,0	0,6	0,3	0,1	0,1	0,0	0,0	0,0	0,0	

ANNEXE D : MERSENNE 64

Cette chaîne a été créée pour le test de reconnaissance. C'est la même que dans l'annexe E, mais avec seulement 64 expériences. \$mersenne64 = get_random_string (4096, 'mersenne', 16);



TESTS DE K-UNIFORMITE

Test de la moyenne

x _i	'0'	'1'
n _i	2019	2077
f _i (%)	49,3	50,7

Test de 2-uniformité

x _i	'00'	'01'	'10'	'11'
n _i	1007	1011	1012	1065
f _i (%)	24,6	24,7	24,7	26

Test de 3-uniformité

x _i	'000'	'001'	'010'	'011'	'100'	'101'	'110'	'111'
n _i	510	497	507	504	497	514	504	561
f _i %	12,5	12,1	12,4	12,3	12,1	12,6	12,3	13,7

TESTS DE DISTRIBUTION

Distribution des zeros

x _i	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33
n _i					2	2	1	3	1	3	3	6	3	2	5	8
f _i %					3,1	3,1	1,6	4,7	1,6	4,7	4,7	9,4	4,7	3,1	7,8	12,5
x _i	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49
n _i	5	9	5	4	2											
f _i %	7,8	14,1	7,8	6,3	3,1											

Distribution des alternances

x _i	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32
n _i									2	2	3	4	9	6	3	8	4
f _i %									3,1	3,1	4,7	6,3	14,1	9,4	4,7	12,5	6,3
x _i	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	
n _i	4	6	5	2	2	1	1	1	1								
f _i %	6,3	9,4	7,8	3,1	3,1	1,6	1,6	1,6	1,6								

CHAINE OBTENUE

```
1001011100100001011010101011010000001000111101110011101001110001
01101011010001011001001110010011110100000011110110011010100001
11010100001011100011101011000000100111101000000101000101010100
100010101110010001100111111101101010001000001100111100011001
101001001110001001110101001101001001110101010000010010001000
010110011101110010000000110110010010010100110000100010100100
01000011011001001110011011000110100011010001110001000001010
110110100011111101100101101111000011100110101100011101110111
100110100000110101011111000010110111101000100000100110010100
0100010100101001110011110011100010101010001010110001111101111
0001111000001010001010100011101110110111100110111011011101
10111111110111101110111001001101011100110100101010100001011
000011011111001010100001101000010000001011010111010001010001
001110100000000011001010010000011001010101110110010001110000111
1110011000001011101101111010000110110101110010110101011001
111100100000010001010001010000110011000101110111011101100110011
00001100101111011101000001110110111001100100010111011111010111
010100111100011001101010001100011011001000110000010001000101
00110100101101011100111000111000110001010101000111111100111
00010010110111100001110110100010111000010100100001111001110000
0000101011000101110010011000101100111011100010110101000100001
11111000001001010011000000100111010000110010111011010101110001
001000100000000110110010000101110101011100010011011110111001
01100110100101110111000111000010101101011101010000101101010111
111110101110001110101110011011000011101110011100111001010011
10000001111100100111100100100011111010001110101001001100110001
0110011001110010011000000011100110001101111001000100100111100
11100110101110001001000111101111110111010111101100000000111
0001010011001100100101111100001011010101010101110111011100111
001000011111100001100110000111011011101010000101001100111111
11010101001001110110011001100111001011010100010001001100010
11001000111001010010001101110010000111000111110000000100101101
```

ANNEXE E : QUANTIS 64

Cette chaîne a été créée pour le test de reconnaissance, et construite avec des chaînes élémentaires de taille 64 générées par une carte quantique sur le site <http://www.randomnumbers.info/>.



TESTS DE K-UNIFORMITE

Test de la moyenne

x_i	'0'	'1'
n_i	1971	2125
f_i (%)	48,1	51,9

Test de 2-uniformité

x_i	'00'	'01'	'10'	'11'
n_i	903	1067	1067	1058
f_i (%)	22,1	26,1	26,1	25,8

Test de 3-uniformité

x_i	'000'	'001'	'010'	'011'	'100'	'101'	'110'	'111'
n_i	416	486	524	543	486	581	543	515
f_i %	10,2	11,9	12,8	13,3	11,9	14,2	13,3	12,6

TESTS DE DISTRIBUTION

Distribution des zeros

x_i	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33
n_i					1	1	1	2	4	3	4	9	7	7	4	3
f_i %					1,6	1,6	1,6	3,1	6,3	4,7	6,3	14,1	10,9	10,9	6,3	4,7
x_i	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49
n_i	8	2	4	3	0	0	0	0	0	1						
f_i %	12,5	3,1	6,3	4,7	0	0	0	0	0	1,6						

Distribution des alternances

x_i	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32
n_i								1	1	2	0	3	4	4	4	3	5
f_i %								1,6	1,6	3,1	0	4,7	6,3	6,3	6,3	4,7	7,8
x_i	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	
n_i	4	7	7	6	7	3	0	2	0	0	1						
f_i %	6,3	10,9	10,9	9,4	10,9	4,7	0	3,1	0	0	1,6						

CHAINE OBTENUE

```
00101010010010011001101110010100111001011100101011101010011111
101110000101101101111001100101101011000000001010100100101010
1100111110110101000101001101110111100000000010010111111000
001101010000101100100010001001000110101110010100100100111
0010100010101011100111001110110101010111011001001001
11010100110111010000011111100000100010001001110101010111
00011110000010000000010101010011010110100101110010111101110
0011000110110001001100101101000100110010110010010101000111001
1101001101100111010111101001000000110111010110111010010101
0110010101101100001001010111101010100110101010100001101000010
0001001100011100110010101000001010001010110000000000001000010
01101011010110101110000000111010100101010101010110010110100
0111000001001001011001101101101011011011010100100101110100110
0101001100100100110010100110101101011010110101010100110011
1010110101011001000010101100100110000100010010010010001110
00010010000111010101010010001111001110000100111000010111000000
0100101010011000001110001010101101101000001001011000110011000
10100101011011101110001001010001001110111100100101110110110
0100101110000010111011011110100000010011111001110000011111
101110101100111010100110110101010101000101010010010001001
000011010110001011100000010111010010010000001011011001000111
010101010011000011100010011101011110010010110010110000101000
110010010101011101111000100100100111011110010010111011001
1001010101010100001110000011011011010101101010101010100011
10000001000101100011001100110111101000110101100010001001101
10101110010010111011010010010101000001110110111011011010000
0010010100101001011110100101000011101010010001011101100010
111011011001100000110011011001010100101010011111011001000100
0011010111001001010111001001001010101000001011011010010010010
01101011101010011011101101000101110100111110100100010010000
00111101100001010111000000101010000001010101010010010010010
1101110001111001101000101010101010110100001110101000101
1010000010100111011000100101100111010100100101010101010100
010100010100010001010111001001110100001001010011100000111
```

ANNEXE F : RANDU 64

Cette chaîne a été créée pour le test de reconnaissance. C'est la même que dans l'annexe F, mais avec le générateur RANDU. `$randu64 = get_random_string (4096, 'randu', 16);`



TESTS DE K-UNIFORMITE

Test de la moyenne

x_i	'0'	'1'
n_i	2049	2047
f_i (%)	50	50

Test de 2-uniformité

x_i	'00'	'01'	'10'	'11'
n_i	1027	1022	1021	1025
f_i (%)	25,1	25	24,9	25

Test de 3-uniformité

x_i	'000'	'001'	'010'	'011'	'100'	'101'	'110'	'111'
n_i	479	548	472	550	549	474	549	475
f_i %	11,7	13,4	11,5	13,4	13,4	11,6	13,4	11,6

TESTS DE DISTRIBUTION

Distribution des zeros

x_i	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33
n_i						1	2	2	0	1	4	3	5	8	11	6
f_i %						1,6	3,1	3,1	0	1,6	6,3	4,7	7,8	12,5	17,2	9,4
x_i	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49
n_i	8	3	3	2	3	1	0	0	1							
f_i %	12,5	4,7	4,7	3,1	4,7	1,6	0	0	1,6							

Distribution des alternances

x_i	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32
n_i										1	2	0	3	6	10	12	8
f_i %										1,6	3,1	0	4,7	9,4	15,6	18,8	12,5
x_i	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	
n_i	12	5	2	1	2												
f_i %	18,8	7,8	3,1	1,6	3,1												

CHAINE OBTENUE

```
0001010010011001001111011100101110111001011000010010110000100011
100001000110100110001101001110111010011110110001111011100010011
11100101001110011010111101010110000111100000001001010100000011
10000111000010011001010100011011101111101010001001111011110011
10111001110110010010101100001011000100010100001001100111100011
1100110110101001011010000111101100111100010110000110100011010011
00010010011110010011011010111010011001000001111001011000011
1101100001001001100010001101011001101010010001110011110110011
01101111000110010100110101001011110011111000011011011110100011
00100110111010010111010010111010101110001100010001101010010011
010011110110111001111011100101011100110110000001011000010000011
0011100110001001101011001001101100000101110100010001000101110011
001011000010110011011010000010111010111001000011000010101100011
100100000010100110110000011101100010001011100010011010001010011
10011100111100111010111010111000010011000011000111001000011
10101010110010010000000010101100000001000100010000001100110011
000010011001100100011100110010101010110011000010000001100100011
00001001010100100011100001110101010100101100011111111000010011
1111101000111001111011101010111001100000000010100100000000011
001011000000100110000100000101110001100010100011010010011110011
110111010101100111001100100010101100101101000010011000011100011
10010010101001101011111101100100111111000101101111010011
01100111011110010011011001101011010000111010001110000111000011
10111010100100100110111101011101001110010001111011010110011
1110010000011001101010001001100000100111000010000111010100011
00101011110100110000011011101110001011001100011010000110010011
11100100101110011001100001010110000101010000010001111110000011
11001001011001100110000101010000101010000010001111110000011
00001001100110011000010101000010101000010000001000100011
00001001011001100110000101010000101010000010001111110000011
0101111010001001000110111001010101001011010001111100001110011
11010010101001100111110000001011010100001000011001110001100011
1101010100010100101111110111010111110011000101110101010011
01110001111100101010111010110000000111000010000010101000011
0000111111001001001011110101110001110000100011010101000110011
```

```
11111110100110011111011110010111110011011000011101101000100011
1000111001101001101010110011101100000001101100010000010100010011
000011110011100100101011010101110001001000000011001101100000011
110100010000100101110011000110110101100101010001000010111110011
0010001111011001010101110001010100001010100001110001111100011
01010111101010010000011011110110001010011110001001111011010011
10111100011100100110101010110101101000001000001111000011000011
101000100100100111100110110110110110100100100010001110110110011
010110010001100100000101101001011001000011110000101100101100011
001100001110100110010010101110110111000001100010010100010010011
011110011011100101011010100101100001111000001101011010000011
1000001110001001100010101001101100111111010001110111101110011
1001111001011001101101100001011001000100100001101100101100011
00011010001010010100111001111011110101110101110001100001001010011
010001010001010010100111001111011110101110001100001001010011
010001011111001110101001110101011111011000001011110001000011
0111010011001001010111001011010001011000100010101000100110011
111100111001100111010101001011001000011000011011000100100011
00010011011010010011101000110110101110101110011000100001000010011
0010010000111001010110010101010001100001000000000101001000000011
01110110000010010100010000101100100110010010001011001011110011
0101000101100100001010100010100011111010000101010001001100011
0001110010101001010101011111011000000011110001000001011010011
0001000101111001001101000110101100110101000001110101111000011
100001101001001100101011101011100000100100010100010010110011
1100111000011001010100100101011101100001011101100010100110011
0011010111010011010000110111011110010100110001101010100011
0000110111110010101001110111110010100110001101011110010011
00001101011100100110000101011011110000100000100010101000011
110110011100100110001101010111010110110101000010001111100000110011
```

ANNEXE G : EXPERIENCE A (92)

Cette chaîne a été créée par sondage pour l'expérience A. Elle contient 92 expériences. Pour le test de reconnaissance, nous l'avons coupée en 2 parties (64 premières et 64 dernières expériences).



TESTS DE K-UNIFORMITE

Test de la moyenne

x_i	'0'	'1'
n_i	2896	2992
f_i (%)	49,2	50,8

Test de 2-uniformité

x_i	'00'	'01'	'10'	'11'
n_i	1347	1549	1548	1443
f_i (%)	22,9	26,3	26,3	24,5

Test de 3-uniformité

x_i	'000'	'001'	'010'	'011'	'100'	'101'	'110'	'111'
n_i	604	743	794	755	743	805	754	688
f_i %	10,3	12,6	13,5	12,8	12,6	13,7	12,8	11,7

TESTS DE DISTRIBUTION

Distribution des zeros

x_i	14	16	24	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38
n_i	1	1	1	4	4	10	8	7	11	14	6	5	9	4	1	2
f_i %	1,1	1,1	1,1	4,3	4,3	10,9	8,7	7,6	12,0	15,2	6,5	5,4	9,8	4,3	1,1	2,1
x_i	40	42	46	51												
n_i	1	1	1	1												
f_i %	1,1	1,1	1,1	1,1												

Distribution des alternances

x_i	16	19	20	21	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36
n_i	1	2	2	1	2	1	5	1	4	1	5	9	9	7	5	3	8
f_i %	1,1	2,2	2,2	1,1	2,2	1,1	5,4	1,1	4,3	1,1	5,4	9,8	9,8	7,6	5,4	3,3	8,7
x_i	37	38	39	40	41	42	43	44	45	55							
n_i	3	5	7	1	2	2	2	1	2	1							
f_i %	3,3	5,4	7,6	1,1	2,2	2,2	2,2	1,1	2,2	1,1							

CHAINE OBTENUE

```
0100011011100101101110010110111001001100100101000110100101011101
0110001110010011110001001111000110001000100111001111000011100110
010101100000011001001110101010110000000000000000000000000000000000
0100010100010110101010100100101110100111100100110111001010010
1011000111010110000110101110101001100110101011100011011000
10011001010001010101011100101000001010100101010010101001011
000000001000011111100101001001010011110010101001001001001111
1010000011111110001010101010101010110011001101010101111001
101100011001001010101001001010101010101010101010101010111001
111111101111100011001100000010000111000111111110101010011
01110001001000000011100001010010001100111110000100100011000
001100101001010100100111011001000001101011011001011010101110
101001101011000101000101001010111001001110001100110100110010
01110100010100111100101010101110011110010010100110111010000
1001110100011110101000111110110101001100110010111001111100
01001011100011000010101010100100110100101010100011001101
0110001101001110101001100001100101010100110001101010001010
10011101000101000101000001010101000100010101001010110001
1000101101010001110101010011001011100110001010100101010011
01100101000110010011101010100100110101100001010100100010111
000101011100010010101010010000010011100011000111100001110000
10111001001101010000010100101111010100010011011011110011011
110110110101010110000111000100011010011101011001001011100111
1100011011001011000101000110101011110000101000110011001101
10101110100101110010111001011100000101010111010100101001010
000101101010000101010111000100110011001111110010011001010
10001100101100111100101001010111010110001001100111001101101
010010000001000000000000000000000010011011110101111111101010000
00101110101010101001010010010111001001110011010100100000
01001000100001000001000001000010000100001000010000100001000010
010110110100101010100011110000110011001100001100110101100010
1100010111100101000010101001110011001000110101101010011000
011100101001110100101110000010111010001101110101001010001101
00100111010011101000101010100110110101100011010100110100111
00100111010011101000101010100110101000110101001101100011
10011000111000111010101011000101011011011010000110101011110
1000110001010100011110101010101010111000000011101011001000000
1110110110111111101111111101000011010101110110001111111110
100110100101001010010100110001110101010010100110011001010110
011001110100011010011100001101010011001100110000110101100111
101110010101010100011000101010100101011110000010101010010
1001110100101100010100000010101010100011010100110110001
11001111001111001111011101100011111011110111111111111111
0010110010100001010010101000111000110101001000001111000
0000001110000110011111110101100000111100011100001101010111
00001011110011001010100011110011110001010100011001110011
0010001110000111100011000110111100011110011000111000111
```

Cette chaîne a été créée par sondage pour l'expérience B. Elle contient 64 expériences.



TESTS DE K-UNIFORMITE

Test de la moyenne

x_i	'0'	'1'
n_i	1999	2097
f_i (%)	48,8	51,2

Test de 2-uniformité

x_i	'00'	'01'	'10'	'11'
n_i	859	1140	1140	956
f_i (%)	21,0	27,8	27,8	23,3

Test de 3-uniformité

x_i	'000'	'001'	'010'	'011'	'100'	'101'	'110'	'111'
n_i	370	489	625	514	489	651	514	442
f_i %	9,0	11,9	15,3	12,6	11,9	15,9	12,6	10,8

TESTS DE DISTRIBUTION

Distribution des zeros

x_i	10	22	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	37	38	39	41
n_i	1	1	2	1	4	1	7	6	9	13	7	2	1	3	4	1	1
f_i %	1,6	1,6	3,1	1,6	6,3	1,6	10,9	9,4	14,1	20,3	10,9	3,1	1,6	4,7	6,3	1,6	1,6

Distribution des alternances

x_i	11	15	22	24	25	26	28	29	31	32	33	34	35	36	37	38
n_i	1	1	1	1	1	1	4	2	3	1	3	1	11	1	9	5
f_i %	1,6	1,6	1,6	1,6	1,6	1,6	6,3	3,1	4,7	1,6	4,7	1,6	17,2	1,6	14,1	7,8
x_i	39	40	41	42	45	49	52									
n_i	3	7	2	2	1	2	1									
f_i %	4,7	10,9	3,1	3,1	1,6	3,1	1,6									

CHAINED OBTAINED

[illegible]

```

0111010110010110101001010101010101110010110101010101110101
00111111111111010111111111111111111111111111111111111111111111
10000011011011100111010010010111001101010010010101110000111011
0100000110110111010010001101010100010010100101111000100010000
001100011010001000111100011000011010001101110000100000001110000
11001110111111110010011000000001110101110110111100011110000011
010101110101011110101000100010111001001101010101000110011110001
110100100101100110001000100111010101110010100101010100110010101
110001110000100011001101010101010101001010101000101010101010111
1010001101011101010100001010000110001010111110010101010011110
100101000011100101001100111100110001111010010101010101010101001
10100011010011100100011110011000101001011010111100101001010101
10010111000100101100101110100100100101001100100100011110010010
111010000111001011100110010010010110111010010100101001100110100
0011101011010100101011100100110101010010000001110111001000001
010101010100101001010101010101010101010101010100001010111101010
1110100101000100110011110000100101010100101011110010010101111
00001110111100010010110111001100001110001100100101001100001011
010010000010101011110001111000101011101001001100111000010101
010101101110000001001101000011001101101010101010100010101000
1000000101000010011010010001011000010100001111010001111101000001
10101000011100001011010101000000111111100111010101010000111
01111010010010101011111010010101010011011011001111110010100101
10101010111100001001011111001000111111101110000000001101110000
0101001010001000100101110100001000010011001011100100000011110
01110100001111100101001100101001010100100010010111010010110
10100101010001010010000011010010101010010101010101010001000010
00000011111111111111111111000000010000001111110100100011111
0100111100010010111000001111001001100011111000001111010100
0101011110100001001011001010111010100010000111011100001010111
0111000010101110111111000100010101011111010001010100001111
10100010000111010001011001010100100010000100010011001010101001

```

ANNEXE I : CALCULATRICE TI 82 (64)

Cette chaîne a été créée pour le test de reconnaissance. Elle a été créée par des appels à la fonction *aleat* de notre calculatrice TI82.



TESTS DE K-UNIFORMITE

Test de la moyenne

x_i	'0'	'1'
n_i	2028	2068
f_i (%)	49,5	50,5

Test de 2-uniformité

x_i	'00'	'01'	'10'	'11'
n_i	1006	1022	1022	1045
f_i (%)	24,6	25	25	25,5

Test de 3-uniformité

x_i	'000'	'001'	'010'	'011'	'100'	'101'	'110'	'111'
n_i	489	517	509	512	517	505	512	533
f_i %	11,9	12,6	12,4	12,5	12,6	12,3	12,5	13,0

TESTS DE DISTRIBUTION

Distribution des zeros

x_i	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33
n_i					1	1	0	2	3	3	2	8	4	9	4	7
f_i %					1,6	1,6	0	3,1	4,7	4,7	3,1	12,5	6,3	14,1	6,3	10,9
x_i	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49
n_i	2	3	8	4	1	0	1	1								
f_i %	3,1	4,7	12,5	6,3	1,6	0	1,6	1,6								

Distribution des alternances

x_i	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32
n_i									3	3	4	4	1	1	7	10	8
f_i %									4,7	4,7	6,3	6,3	1,6	1,6	10,9	15,6	12,5
x_i	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	
n_i	3	3	9	3	2	0	0	1	1	1							
f_i %	4,7	4,7	14,1	4,7	3,1	0	0	1,6	1,6	1,6							

CHAINE OBTENUE

```
10010000111011000011111110101011110111000011110100001111001000
010000000011100010010010110100000000101111000110010111111000101
111010011100010111110001100010000011010000101100111111110011100
1110000010011010011101000111001100100010110111100110011110101
011010101110011100100010010100101101111100111101001111001111
1111011010100011101101010000001110010101000111101010100101001
000110011010100101110110101001001101010110110001010111100000
10110110110011110111101100000000101101001111000010011110100
01000110011111110001001011110101100001010011010000111001001000
110000100001011001111011001010100110110101000101000000000
01011001101010010010101010001011010111110100001110001010
11010110110101001100111001010101110011110101011000100111110011
1000010010111001010010011001010000110100000000100110000010011
011011101001011101110010110100000011111001101011001111010100101
10001101110111000101011010110101000101010101010101101011101
101000101110110010111010110010001011111001100111101100010000
0101110011110011110001010110001001001111000101001110110010101
11000101111101010100010011101011001110100010110010000100001
101010011110000110101100100110101000111100011101100100100100
1111011000000010100001101001101101001001110110111010010100101
011101000011001111000010111101000010100110100000110101100100
110100111000010111011000110000000101001001001011100011000101
010010111100110010011101001111110110000101001100001001110111
11110100001001110010010111000010010100010110001100001011100111
110100100010111110011001011001001100011100110100001011011010
111000010110101110100011100101000010010001010000101110001000
01001010001110010101001000011100100000000010000011111111110
101000010110110110110011000000100100000011011001100110111
10101011001111111010111000011100110111001101000001111100
000000000010111000101001011011100011100111000001010010000000
111001100110000001100101101000001001010011110110001111100101
011110000010010000000001111010101011100011110111000101100010
```

```
0011000010101000010111100000100011100001011001100010100111110110
1111001101100101110000010110001001011001011010000101110011100010
0110000101110010101011101100010000110101101011010101010101001
000011110110111111000000011000110011001010100100010010101111
0001110000001011011011111100000110101010100111010100110000000
0011001100101011111111001010000111101111100001011100001000001
011101001010011011010011000101001110011010111111011111011110111
101110000010010110001000011100101001010010011101100111001001010
00110000111010100110101110110000100110110111001001000101000110111
00011011101110101110101110100111010111011000101100001100010101110
00010010101010111111001111001100100101010111110000100110101
0100100000100101000111011011010100111111100001110011011010100
100100100101010100001000010101010100001000011010111000001110
100100000100110010001001101001101011100111010111001101000001001
0011011111100100101001011001011100000001000001000001111100110
0100111101010100001111111000011001010111011100101111101001011
011011100011001010111001011101001010111001001111011010101001111
101011001100111100110001001111001110000000100010111010001010111
01001110011110100111110101010011011001110011101110111011101111
111001100101110000100011000100010111001011011101100010111011
0001100001011000011101000011010101010001001001000100011001101
1010010001111101100000110111011100001101001000110111001110100110
0101011100111001110100100110101001111100010110110001101000011101
0101011101111000110011011100100011000001001110110001101011100
00110011111100001101000010100000000111011110010000001010110100
010101011001000000001100000011100001111010110100001001011011011
001111001100010110001000101001011000001111000001010111100100001
1010010010110001110010111011111000010110001010010010100101000
0010100001001111111110100110100001011100010011100010011010000
100010000001001110011010000111011110000000001110011010000100111
001001111110011000101111101011001010101110010011110101001111011
10000100100011001001110000010010000101100010011101010101101001
```