

Assistance au développement d'un algorithme de traitement d'images pour la détection de défauts sur les miroirs de LIGO/Virgo

Auteur : Corentin PECONTAL

Encadrant : Viola SORDINI

Abrégé

Les expériences LIGO et Virgo ont été orchestrées dans l'optique de fournir une détection directe d'ondes gravitationnelles – avec succès. Leurs améliorations prévues dans le cadre des projets Advanced LIGO+ et Advanced Virgo doivent augmenter la sensibilité des instruments utilisés afin d'affiner les mesures et d'augmenter drastiquement le champ de détection.

La précision des détecteurs, qui fonctionnent sur un système d'interféromètre de Michelson, dépend fortement de la qualité des miroirs qu'ils utilisent ; les pertes de signal entraînées par diffusions ou transmissions parasites comptent parmi les freins majeurs au bon déroulement des mesures. En a donc découlé la nécessité de minimiser la présence de défauts structurels sur les surfaces réfléchissantes, et par conséquent une étude sur l'origine de ces derniers. Leur détection par profilomètre optique a déjà été entreprise par les équipes du LMA^[1], mais ne fournit encore que des images sur lesquelles les défauts sont discernables, sans pouvoir les traiter numériquement de sorte à en tirer des données sur leur répartition et leur nature ; un programme de détection automatique est alors nécessaire.

On traitera ici de l'algorithme tel qu'il a été esquissé initialement par les équipes combinées du LMA et de l'IP2I, de ses fonctionnalités, de son comportement et de ses performances. On mentionnera ensuite les premières améliorations ajoutées à celui-ci pour pallier à certaines de ses imprécisions, ainsi que la recherche des paramètres de détection idéaux en fonction de l'allure des images à sonder. On verra enfin la confrontation du programme à de nouvelles données expérimentales, l'adaptation des paramètres de détection à celles-ci et les performances finales.

Mon travail dans le cadre du stage a consisté en l'étude de l'efficacité du programme, la généralisation de son application à un ensemble d'images plutôt qu'à une seule, et la corrélation entre les paramètres de détection à utiliser et les propriétés de l'image.

1. Prémisses

Dans sa version initiale, le programme possédait une méthode pour détecter les singularités sur l'image étudiée, une autre pour mesurer leur amplitude, ainsi que tout le nécessaire à l'affichage des données recueillies et calculées. Un résultat de détection est présenté en Figure 1 – pour des images de 500x500 μm .

1.1 Détection des défauts

La fonction de détection des défauts repose sur la méthode *Laplacian of Gaussian* (LoG) fournie par la librairie *scikit-image*^[2]. On effectue une convolution de l'image convertie à l'état de matrice par une gaussienne à deux dimensions, suite à quoi l'on recherche les maxima locaux du laplacien de l'image convoluée. Le processus est répété avec des

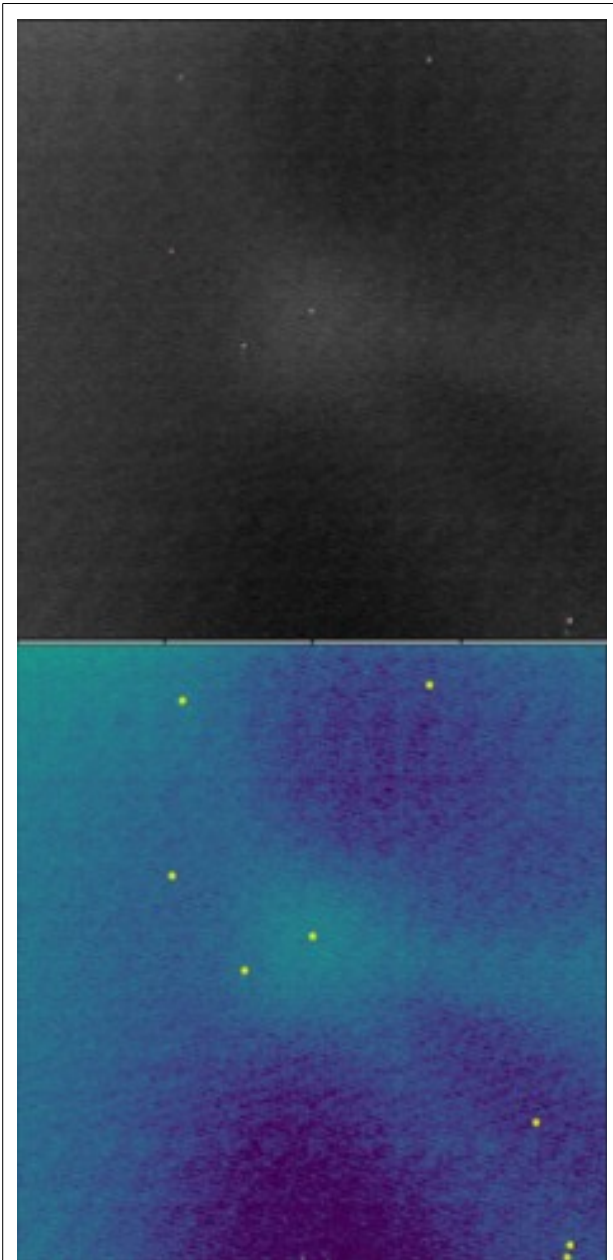


Figure 1 : Exemple de détection de défauts. En haut, l'image capturée par le profilomètre optique. En bas, l'image traitée par l'algorithme. Les points jaunes correspondent aux défauts détectés par celui-ci. $1px = 1,25 \mu m$

gaussiennes de différentes largeurs, de sorte à déterminer le rayon des défauts détectés en sélectionnant pour chacun la gaussienne la plus adéquate à maximiser le laplacien – l'idée étant, pour un défaut large, de préférer une gaussienne large recouvrant tout le défaut à une gaussienne fine centrée sur son point le plus brillant.

Les paramètres principaux de la détection sont donc la gamme de largeurs de gaussiennes utilisée, dont nous appellerons les bornes σ_{\min} et

σ_{\max} , ainsi que le nombre de largeurs considérées, et le seuil d'amplitude τ au-dessous duquel aucun défaut ne sera pris en compte.

1.2 Étude de l'influence des paramètres de détection

La méthode de détection des défauts choisie est soumise à une certaine instabilité, et les paramètres de détection doivent être choisis avec précision pour éviter que le processus ne se perde dans trop d'écueils, comme montré dans la Figure 2.

Si le paramètre τ est trop bas, toute irrégularité sur le fond de l'image est susceptible d'être considérée comme un défaut malgré sa faible intensité sur l'image après convolution. Les photographies du profilomètre étant grandement bruitées – certainement par des signaux électromagnétiques desquels l'instrument aurait mal été isolé –, ceci peut mener le programme à détecter un nombre drastique de défauts excédentaires.

Si le paramètre σ_{\min} est trop bas, l'algorithme utilisera des gaussiennes très fines, pour lesquelles l'influence des points autour de leur centre sera très faible lors de la convolution, et fera donc plus mal la différence entre un point lumineux dans une zone lumineuse et un point lumineux dans une zone sombre. De plus, la gaussienne est créée avec une amplitude inversement proportionnelle à son rayon – pour que l'ordre de grandeur du produit de convolution reste toujours le même malgré le fait que certaines gaussiennes ratissent une plus grande zone que d'autres – ce qui peut également mener à des divergences quand le rayon est trop bas.

Enfin, si le paramètre σ_{\max} est trop élevé, les gaussiennes très larges sont susceptibles de considérer une région claire du fond de l'image comme un défaut excédentaire.

1.3 Étude des défauts

Outre le nombre de défauts présents sur les surfaces des miroirs, leurs propriétés propres – amplitude, forme et rayon – sont des sujets d'étude importants pour déterminer leur nature et leur origine, une information qui s'avérera essentielle pour empêcher leur apparition.

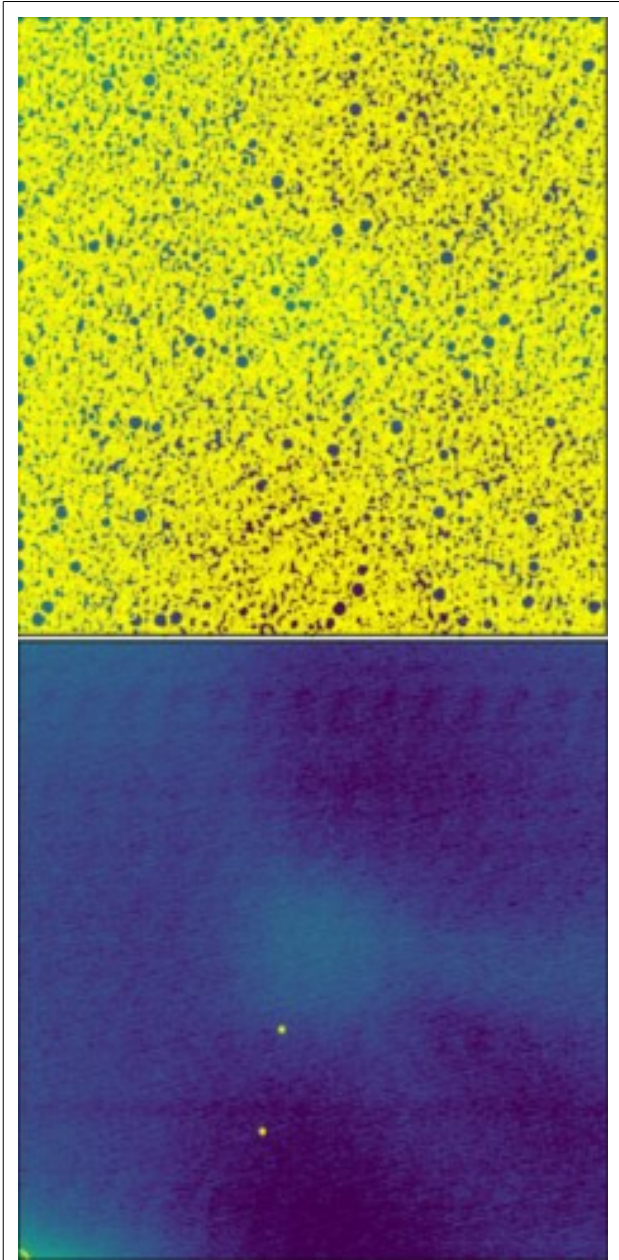


Figure 2 : Exemples de détections erronées. En haut, un seuil de détection trop bas mène l'algorithme à détecter un défaut sur chaque aspérité de l'image. En bas, le fond irrégulier de l'image mène à la détection d'un défaut excédentaire dans le coin bas-gauche.

Le rayon des défauts s'obtient comme mentionné précédemment par la largeur de la gaussienne en ayant fourni la meilleure détection parmi toutes celles utilisées, que l'on multiplie par $\sqrt{2}$. Dans la partie inférieure de la Figure 3 sont donnés les rayons des défauts détectés sur l'ensemble des vingt-cinq images utilisées pour la calibration de l'algorithme (partie 2.2) avec $\sigma_{\min} = 0,8$ pixels (valeur "idéale" obtenue empiriquement). On constate

cependant que l'immense majorité des défauts détectés ont un rayon correspondant à $\sigma_{\min} \times \sqrt{2} = 1,13 \text{ px}$. Ceci laisse présager que les rayons de la plupart de ces défauts puissent en vérité être inférieurs à cette valeur, ce qui nous prive d'une partie de l'information. Or, le choix d'une valeur de σ_{\min} inférieure s'est avéré néfaste à la détection, pour les raisons expliquées en 1.2. Une alternative qui pourra être développée plus tard consisterait à effectuer la détection avec un σ_{\min} assez élevé, puis retenter la convolution sur chaque point détecté avec un σ_{\min} inférieur. Toutefois, dans certains cas, le rayon pourra s'avérer inférieur à 1px, auquel cas on ne pourra pas le mesurer sans une meilleure résolution de l'image.

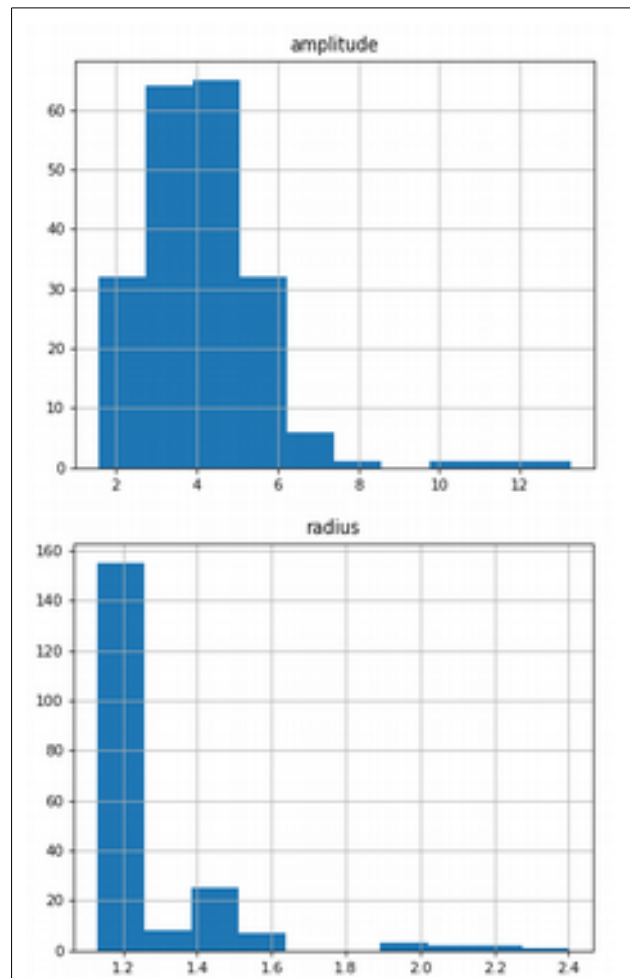


Figure 3 : Histogrammes décrivant l'amplitude et le rayon (en pixels) des défauts détectés. La grandeur étudiée est en abscisse, et le nombre total de défauts correspondants en ordonnée. On constate sur le second que l'immense majorité des défauts sont considérés avec un rayon égal au rayon minimal toléré.

L'étude de l'amplitude des défauts, également présentée en Figure 3, s'effectue simplement en isolant pour chaque défaut la zone à l'intérieur du rayon de celui-ci – que l'on délimite cette fois en appliquant un masque sous forme d'une gaussienne fixe centrée sur le défaut pour n'être pas biaisé par la valeur de σ_{\min} – puis en additionnant les intensités de tous les points à l'intérieur. Mais si les résultats de cette seconde étude se sont avérés plus pertinents, leur interprétation demeure sujette à une grande incertitude car, notamment en l'absence d'informations précises sur le rayon des défauts, il est difficile de déterminer si ces variations d'amplitude sont véritablement liées à taille des défauts, à leur composition chimique ou à leur profondeur sous la surface du miroir.

2. Affinage et première automatisation de la détection

La première version de l'algorithme présentait un certain nombre d'imprécisions au niveau de la détection, engendrées notamment par l'allure très irrégulière des images – le bruit de fond étant très hétérogène et variable d'une image à l'autre, bien que présentant certaines tendances. C'est donc dans cette direction que s'est principalement orientée la première grande mise à jour du programme.

2.1 Filtrage

Une nouvelle fonctionnalité majeure permet depuis cette deuxième version un filtrage du fond de l'image grâce à un filtre passe-bas permettant d'éradiquer certains des motifs qui le tapissent. La méthode^[3] repose sur une transformée de Fourier discrète de l'image matricielle, permettant d'isoler les motifs signés par une certaine gamme de fréquences et de les retirer pour revenir ensuite à une image affranchie de ceux-ci par transformée inverse. Le processus montre un résultat globalement plus propre, mais sans pour autant éliminer toute forme de bruit (illustration en Figure 4).

2.2 Recherche automatique du seuil

Avec l'affinage de la détection permis par cette méthode de filtrage, une étude sur les

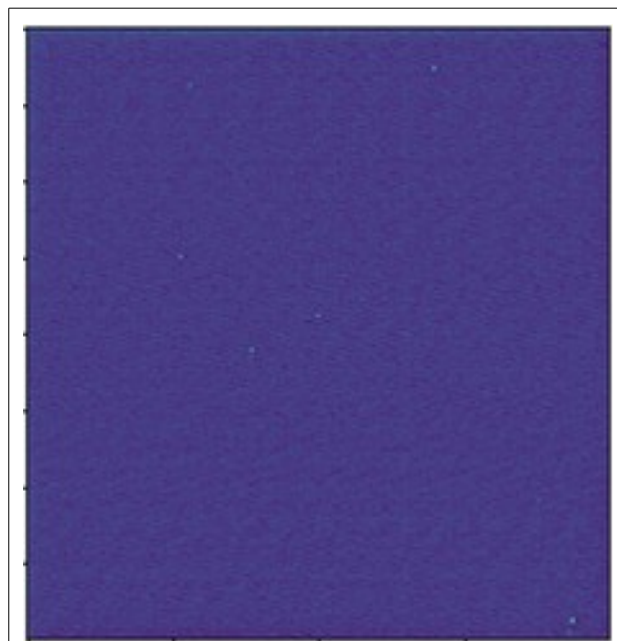


Figure 4 : Exemple d'image après filtrage du fond (l'image d'origine est celle de la Figure 1).

paramètres idéaux à utiliser a pu être menée sur un ensemble de vingt-cinq images fournies par l'équipe du LMA.

La première étape a été une caractérisation plus précise de l'influence du seuil de détection τ sur le nombre de défauts détectés par l'image, présentée en Figure 5. Cette étude a montré que la détection tend à s'emballer très rapidement pour un seuil trop bas, comme évoqué dans la partie 1.2, mais aussi qu'elle se stabilise ensuite et présente le même nombre de détections pour une vaste gamme de seuils. Une comparaison

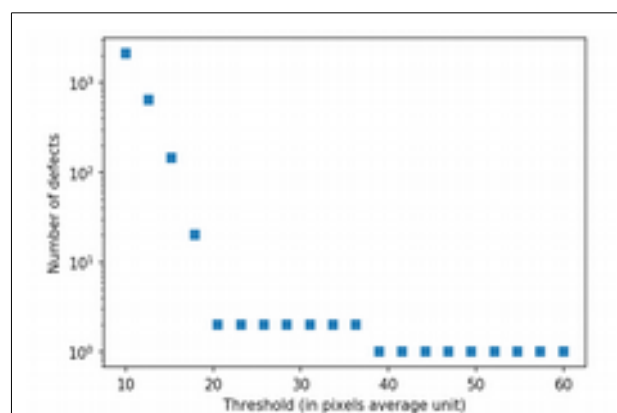


Figure 5 : Nombre de défauts détectés en fonction du seuil de détection utilisé pour une image. On remarque l'apparition d'un plateau après la forte décroissance initiale.

ultérieure avec les résultats obtenus à l'œil nu indique que cette valeur stable correspond généralement à la valeur idéale recherchée. La recherche de ce plateau par un programme calculant numériquement la dérivée de la courbe permet alors de retrouver le seuil à utiliser automatiquement. À ce stade, on choisit arbitrairement le seuil correspondant au centre du plateau, et on considère la taille du plateau comme une incertitude sur la valeur à prendre – bien qu'elle atteste aussi de la stabilité du résultat obtenu. On y reviendra en partie 3.2.

Toutefois, cette méthode demeure très lente, car elle demande pour chaque image d'effectuer plusieurs dizaines de détections pour tracer notre courbe. Elle a néanmoins été utile dans la recherche d'une relation entre le seuil à utiliser et d'autres propriétés de l'image, comme sa luminosité globale – caractérisée par la médiane des intensités de chaque pixel. En fixant définitivement les valeurs de σ_{\min} et σ_{\max} , on a donc pu tracer une relation linéaire entre le τ idéal et la médiane de l'image, présentée en Figure 6, sur la base de laquelle on a pu obtenir une détection propre sur l'ensemble des images.

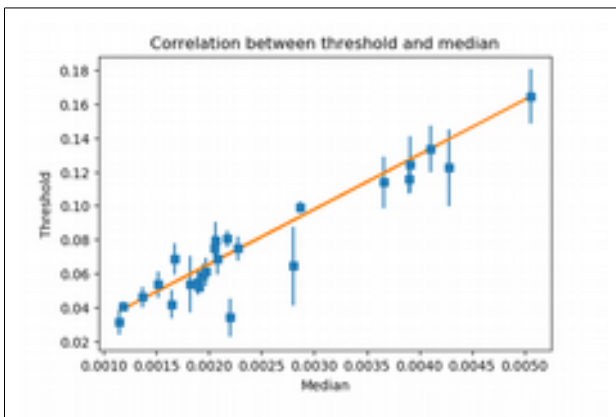


Figure 6 : Relation linéaire entre le seuil de détection idéal et la médiane de l'image.

3. Application à de nouvelles images

Pour assurer la validité du résultat précédent, celui-ci a dû être confronté à un nouveau lot d'images fourni par les chercheurs du LMA. Ceux-ci ayant parallèlement expérimenté une nouvelle façon plus efficace d'extraire et convertir les données du profilomètre, certaines de ces images ont été

obtenues dans un nouveau format, et avec une meilleure résolution (760x760 pixels contre 400x400 pour l'autre format).

3.1 Influence de la résolution sur la détection

Le changement de résolution a apporté son lot de corrections à appliquer à l'algorithme. Notamment, lors du filtrage par passe-bas, le seuil sous lequel les fréquences sont retirées, déterminé en pixels^{-1} , a dû être adapté à la nouvelle valeur en pixels/mm de la résolution. C'est le cas également des valeurs des différents σ , bien que celles-ci se soient avérées moins conséquentes dans le cadre d'une image filtrée.

Heureusement, la meilleure résolution a également mené à des détections plus justes sur la plupart des images une fois les paramètres adaptés à celle-ci. De plus, elle va de pair avec l'ajout d'une méthode de discrimination des défauts détectés en bordure implémentée pour pallier au cas présenté dans la Figure 2 où le coin bas-gauche de l'image présente un halo lumineux considéré comme un défaut – malgré le filtrage, qui tend même parfois à le renforcer ; le risque étant d'exclure d'autres défauts qui se seraient effectivement trouvés en bordure de l'image, la résolution permet tout en gardant la même taille de bordure à rejeter de perdre une moins grande zone de l'image.

3.2 Recherche de nouveaux paramètres de détection

Avec les nouvelles d'image, une relation linéaire plus précise entre seuil de détection et médiane de l'image a dû être menée. La méthode de filtrage par passe-bas s'étant avérée mener à un assombrissement conséquent de l'image, il a été choisi d'utiliser la médiane de l'image avant filtrage, plus stable. La nouvelle relation est montrée en Figure 7.

On a porté cette fois une plus grande attention aux différentes valeurs possibles de τ liées à la taille du plateau de valeurs idéales (partie 2.2), en remarquant que la meilleure relation linéaire – entendre celle fournissant les meilleurs résultats à la détection – semble être obtenue avec chaque point pris en considérant pour τ idéal le début du plateau sur la courbe.

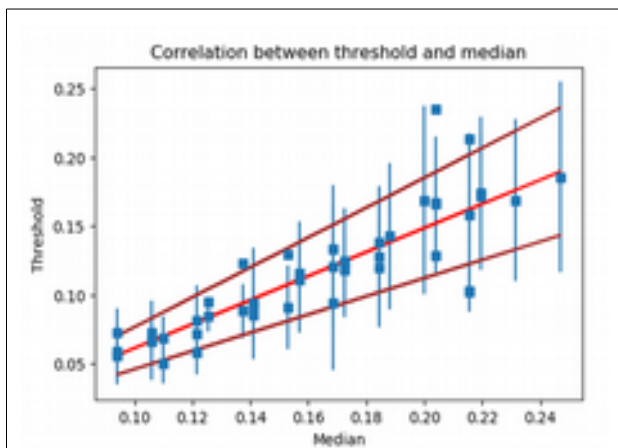


Figure 7 : Nouvelle relation entre le seuil de détection idéal et la médiane de l'image, prise avant filtrage. Les droites sombres sont des relations tracées en fonction des seuils pris au début et à la fin du plateau.

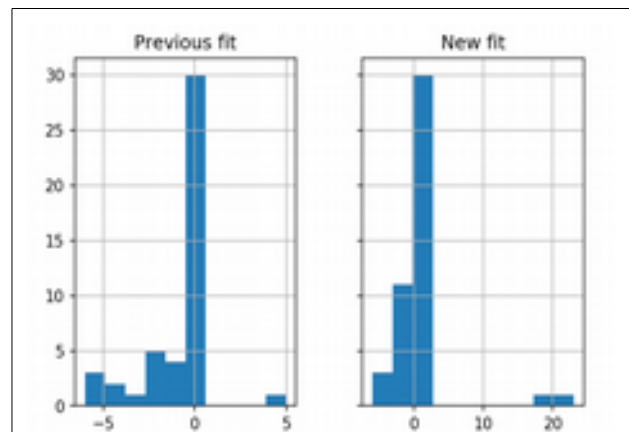


Figure 8 : Nombre de défauts excédentaires détectés avec ancienne et nouvelle relation entre seuil et médiane. Les valeurs négatives correspondent à des défauts manqués par l'algorithme.

3.3 Résultats finaux

L'utilisation des valeurs de τ obtenues par cette nouvelle relation linéaire – en prenant la borne basse de l'incertitude – a permis d'égaliser, voire d'améliorer les performances de la détection effectuée avec la première relation sur les premières images, qui semblait initialement plus stable. Un test d'efficacité par comparaison à une détection oculaire, présenté en Figure 8, a permis de montrer sur la plupart des images une détection parfaite ou quasi-parfaite.

On constate cependant que la proximité du seuil choisi avec la partie divergente de la courbe du nombre de défauts détectés mène les erreurs à se faire souvent plus drastiques. Lorsqu'elles se produisent dans le sens positif du nombre de défauts excédentaires détectés, une maigre variation des conditions peut les faire tendre rapidement vers des centaines de fausses détections sur une seule image. On devra donc surveiller les résultats montrant un grand ou très grand nombre de défauts détectés.

Conclusions et suites envisagées

On a donc un algorithme capable de fournir un aperçu global des défauts disséminés sur les miroirs de LIGO et Virgo, qui permettra d'en effectuer une première étude statistique. On envisage encore d'insérer certaines méthodes dans son code à l'avenir – mesure du rayon de chaque défaut avec des valeurs de σ inférieures à σ_{\min} , test de la stabilité de la détection avec une perturbation sur τ dans le cas d'un grand nombre de défauts détectés, amélioration du filtrage... – mais il est déjà en mesure d'obtenir des résultats exploitables dans la plupart des cas.

Ressources utilisées

- [1] S. Sayah, *Caractérisation des défauts ponctuels des miroirs hautes performances pour les détecteurs d'ondes gravitationnelles*, Rapport, LMA, 2018.
- [2] T. Yu, E. Gouillart, N. Yager, J. Warner, Scikit-image: image processing in Python, *PeerJ*, vol. 2, 19 juin 2014, disponible sur : <https://peerj.com/articles/453/> (29 juin 2020)
- [3] F. Legrand, « Transformée de Fourier d'une image », *Informatique Appliquée aux Sciences Physiques*, disponible sur : <https://www.f-legrand.fr/scidoc/docmml/numerique/tfd/tfdimage/tfdimage.html> (29 juin 2020)