Quantification des fibroses de cornées humaines pathologiques par imagerie OCT

Corentin SOUBEIRAN¹, Maëlle VILBERT², Anatole CHESSEL² et Karsten PLAMANN^{1,2}

1: ENSTA Paris, 2: LOB, École Polytechnique

Abstract:

Nous proposons une méthode algorithmique générant des quantificateurs morphologiques de fibroses pathologiques du stroma de la cornée humaine, en particulier dans la zone sous-épithéliale, à partir d'images cornéennes acquises par tomographie à cohérence optique (OCT). Ces quantificateurs sont calculés sur les images OCT d'une cohorte de 478 patients consentants à l'hôpital des Quinze-Vingts à Paris. La cohorte est constituée de 163 patients sains et 315 atteints de dystrophie de Fuchs. Cette cohorte a permis l'entrainement d'une intelligence artificielle à forêt aléatoire (*Random Forest*) pour la classification des cornées en classe « saine » et « pathologique », résultant en une précision (ou taux de réussite) de classification de 97%. L'application de cette intelligence artificielle sur des images provenant de patients ayant subi une chirurgie réfractive (PhotoKératectomie à visée Réfractive, PKR) montre que l'utilisation de la probabilité de classe fournit un indicateur quantifié de la cicatrisation de la cornée en suivi post-opératoire. La sensibilité de cette probabilité a été étudiée via des données de répétabilité. Enfin il a été démontré la capacité de l'intelligence artificielle à détecter des cicatrices sous-épithéliales, identifiées par des cliniciens comme l'origine des voiles visuels, ou *haze*, post-opératoires.

Introduction:

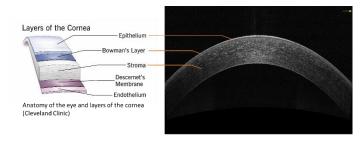
La cornée est responsable des deux tiers de la puissance optique de l'œil. La chirurgie réfractive, comme par PhotoKératectomie à visée Réfractive (PKR), permet la correction de l'acuité visuelle par remodelage de la forme du stroma (sous l'épithélium cornéen). Chez certains patients cette chirurgie conduit à l'apparition d'une sensation de « voile » de la vision dû à une fibrose sous-épithéliale, qui peu à peu disparait avec la cicatrisation : on parle de voile visuel ou haze. Il n'existe à ce jour aucun outil diagnostique fournissant une information sur l'évolution de cette cicatrisation. De plus la détection de ce voile se base essentiellement sur un retour de la part du patient. Il existe ainsi peu de données où un haze est effectivement cliniquement validé. Par ailleurs d'autres pathologies telles que la dystrophie de Fuchs peuvent conduire à l'apparition de fibroses sous-épithéliale conséquentes et irréversibles qui sont souvent identifiées et suivies de manière régulière en clinique. Que ce soit en suivi post-opératoire des chirurgies PKR ou en suivi clinique d'une dystrophie de Fuchs, la tomographie à cohérence optique (OCT) est un examen de routine.

La détection et l'identification de ces fibroses est un élément essentiel pour le suivi du patient dans le temps. Un outil de diagnostic fournissant des informations numériques sur ces pathologies permettrait une meilleure interprétabilité des examens cliniques. D'autre part cet outil permettrait également la détection de potentiels antécédents chirurgicaux sur des cornées de donneurs en Banque des Yeux.

Anatomie cornéenne :

Sur le plan histologique, la cornée est constituée de 5 couches parallèles entre elles. Chacune de ces couches assure des fonctions optiques de réfraction et de transparence (ROTHSCHILD, n.d.)(Figure 1).

- Epithélium cornéen : représente 10% de l'épaisseur totale de la cornée. Il assure une fonction barrière nécessaire à la protection de l'œil. L'épithélium pavimenteux stratifié est composé de trois assises cellulaires. Lors d'une intervention de chirurgie réfractive avec la technique de correction laser PKR, l'épithélium est retiré sur une zone d'environ 8 à 9 mm de diamètre. Sa repousse nécessite une durée de 4 à 5 jours.
- La couche de Bowman : cette couche acellulaire sépare l'épithélium du stroma cornéen. Formée de fibrilles de collagène sans orientation ni périodicité, cette couche possède une épaisseur de 8 à 14 microns. Lors d'une intervention de chirurgie réfractive au laser PKR, la couche est ablatée par laser après pelage de l'épithélium.
- Le stroma : tissu conjonctif dense et non vascularisé, le stroma est la couche principale de la cornée qui conditionne en grande partie ses propriétés optiques et biomécaniques. Il représente à lui seul 90% de l'épaisseur de la cornée. Le stroma est composé de cellules, les kératocytes, ainsi que d'une matrice extracellulaire contenant de protéoglycanes et des lamelles de collagène fibrillaire à l'organisation stratifiée.
- La couche de Descemet : membrane collagénique perméable à l'eau, elle permet l'adhésion de l'endothélium au stroma.
- L'endothélium : couche mono-cellulaire formant une mosaïque hexagonale. Ses cellules ne se régénèrent pas et jouent un rôle fondamental dans l'hydratation du stroma, qui garantit le maintien de la transparence cornéenne.



Epithelium ~50μm

Scar following corneal cap implant (time-dependent thickness after surgery)

Stroma (~500μm)

Specular reflexion (artefact)

Figure 1: Anatomy of the cornea and corneal layers

Figure 2: OCT of a cornea after PKR surgery. A slight fibrosis of Bowman's layer is observed. Note that the central vertical line is an artifact of OCT acquisition. As well as the approximation of the Bowman's layer/fibrosis and the corneal surface in the centra

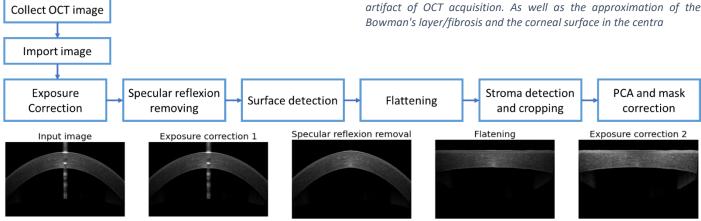


Figure 3: OCT image processing to remove artefacts and correct exposure.

Tomographie en cohérence optique :

La Tomographie en Cohérence Optique (couramment désignée par son acronyme anglais OCT – pour *Optical Coherence Tomography*), est un procédé d'imagerie oculaire moderne, permettant d'obtenir en quelques secondes, et de manière non invasive, des images de l'œil en coupe (Figure 1). Il s'agit d'un examen de routine chez les patients pour le suivi post-opératoire ou le suivi de pathologies telles que la dystrophie de Fuchs. (Tomographie en cohérence optique, 2019)

Photokératectomie à visée réfractive (PKR) :

La PKR repose sur la délivrance d'une correction réfractive à la surface du stroma cornéen, après retrait de l'épithélium cornéen superficiel. Elle ne requiert pas de découpe de capot, contrairement au LASIK. Elle est effectuée sous anesthésie locale (gouttes). Les deux yeux sont opérés le même jour. Il existe deux variantes en fonction de la manière dont l'épithélium est retiré : (1) en technique « manuelle », l'épithélium est retiré (pelé) au moyen d'une éponge après application d'une solution diluée, et (2) en technique « tout laser » ou « PKR transépithéliale »: l'épithélium est photoablaté par le laser excimer. (GATINEL, 2020)

Voile visuel ou Haze:

Au cours de la PKR, l'épithélium est pelé délicatement après administration de gouttes anesthésiques pour insensibiliser la cornée: la partie superficielle du stroma, appelée couche de Bowman, est alors exposée au laser excimer. Le faisceau du laser excimer, piloté par un ordinateur couplé au système de délivrance, est ensuite projeté sur la surface cornéenne dénudée pour sculpter le tissu cornéen stromal superficiel. La PKR induit une phase de cicatrisation un peu plus longue que le LASIK, du fait du temps de repousse de l'épithélium à la surface de la cornée remodelée, ce qui prend quelques jours. À la suite de cette opération on peut donc observer une cicatrice (Figure 2). Il est reporté chez certains patients l'apparition d'un « voile visuel » en post-chirurgie, aussi nommé haze. (GATINEL, 2020)

Dystrophie de Fuchs:

La dystrophie de Fuchs est avant tout une pathologie secondaire au vieillissement de l'endothélium cornéen. Il s'agit d'une pathologie cornéenne endothéliale et épithéliale. La lésion élémentaire histologique qui la caractérise est la formation de verrucosités de la membrane de Descemet. Un élément important de la physiopathologie de la maladie est la mort cellulaire endothéliale accélérée par apoptose. L'évolution avancée de la dystrophie se traduit par une fibrose, d'abord sous-épithéliale. (BORDERIE Vincent, 2020)

Base de données

- Healthy: 12 cornées de patients qualifiés de sains par l'ophtalmologue qui les suit.
- Healthy_2: 163 cornées de patients qualifiés de sains par l'ophtalmologue qui les suit.
- Haze: 6 cornées de patients qualifiés comme présentant un « Haze » (voile cicatriciel) par l'ophtalmologue qui les suit.
- **Haze_2**: 37 de 5 patients (10 yeux) avant et après chirurgie PKR qualifié comme présentant un « *Haze* » (voile cicatriciel) par l'ophtalmologue qui les suit après opération.

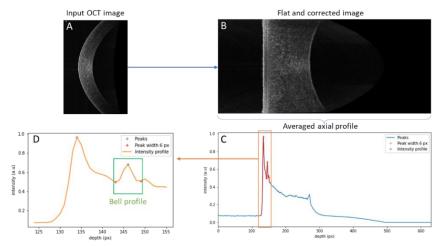


Figure 4: Extraction of Bowman's layer profile (bell profile)

Figure 5: Some quantifiers illustrated. Area ratio correspond to the ratio of the orange area (excluding peak) and blue area including the peak.

- Fuchs: 315 cornées de patients qualifiés comme présentant une dystrophie de Fuchs par l'ophtalmologue qui les suit.
- **Repetability_healthy**: 50 (10 patients, 1 oeil/patient, 5 images/oeil) cornées de patients qualifiés de sains par l'ophtalmologue qui les suit.
- **Repetability_fuchs**: 26 (3 patients, 2 yeux/patients, 5 à 6 images/œil) cornées de patients qualifiés comme présentant une dystrophie de Fuchs par l'ophtalmologue qui les suit.

Caractérisation de la morphologie de la zone sous épithéliale

Pré-Traitement des images OCT

Les images acquises par OCT présentent parfois des artefacts dus à la technologie employée :

- Réflexion spéculaire centrale : la courbure et réflexivité de la surface de la cornée engendre, selon l'axe employé par le manipulateur lors de l'acquisition, l'apparition d'une ligne verticale de forte intensité sur les images (Voir Figure 2)
- Une exposition irrégulière : la courbure de la cornée rend inégale l'intensité des rayons réfléchis sur les surfaces, notamment les zones périphériques présentent un SNR réduit. (Voir Figure 1, la région centrale présente un halo lumineux et les régions périphériques sont faiblement exposées)

D'autre part, pour mener à bien l'étude de la couche de Bowman, il est nécessaire d'aplanir la cornée afin d'ignorer la courbure et comparer ainsi les profondeurs en termes relatifs (profondeur relative à la surface cornéenne). La chaine de traitement est celle développée dans (Vilbert, 2021). Une illustration est donnée en Figure 3. (Bocheux R, 2019)

Caractérisation sur profil moyen

Via les images de cornées aplaties, nous extrayons le profil axial moyen de la cornée. Ce profil fait apparaître un premier pic correspondant à la surface de la cornée, un second pic correspondant à la couche de Bowman (pour les cornées saines). Après ce second pic le stroma apparaît avec un profil exponentiel décroissant (étudié pour l'élaboration de quantificateurs de la transparence dans (Bocheux R, 2019) (Vilbert, 2021)) (Figure 4 A,B,C).

À partir du profil axial moyen, le pic lié à la couche de Bowman (dans le cas des cornées saines) ou d'une fibrose sous-épithéliale est identifié en considérant les minimums locaux autour du pic, et limité par la distance minimale entre la position du pic et les minimums de part et d'autre (Figure 4 D). Sur ce profil nous réalisons une régression gaussienne du profil (après une phase d'interpolation pour augmenter les données et assurer de meilleurs résultats en régression). Les paramètres de la régression gaussienne fournissent 4 quantificateurs :

- Position de la moyenne : « mean » , se traduisant ensuite en profondeur relative à la surface en μm
- Ecart type: « sigma », qualifiant l'étalement du pic ou épaisseur de la couche en μm
- Distance entre les deux minima locaux : « *peak width* », qualifiant également l'étalement du pic ou épaisseur de la couche détectée mais avant la régression (en μm).
- L'intensité du pic : « intensity peak », correspondant à l'intensité normalisée par rapport au reste du profil du pic.

À partir du profil moyen, on réalise également une régression exponentielle décroissante entre le premier pic et la fin du stroma visant à caractériser la décroissance en intensité du profil. Cette régression fournie deux quantificateurs correspondants aux variables d'ajustement de la fonction de régression :

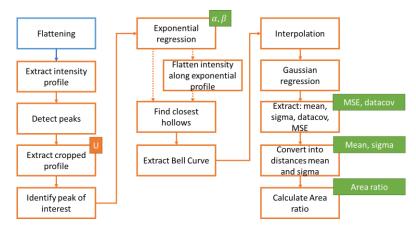


Figure 6: Data processing flow chart for the creation of the quantifiers. (U=normalization between 0 and 1).

$$f(x) = \alpha . e^{-\beta x} + C$$

On isole ainsi:

- L'amplitude : « β »

Le taux de décroissance : « α »

Nous créons également un quantificateur du contraste optique. Pour cela nous calculons l'aire sous la courbe du signal avec et sans le pic considéré. Le quotient de ces deux quantités fournit alors une indication du contraste optique contenu dans le pic. D'où le quantificateur :

- Ratio d'aires : « area ratio » illustré sur la Figure 5.

A cela nous ajoutons deux paramètres qualifiant la qualité de la régression :

- L'erreur quadratique moyenne : « MSE », caractérisant l'erreur commise par la régression gaussienne par rapport au profil réel.
- Covariance entre le profil et la régression : « *DataCov* », caractérisant l'écart conjoint par rapport aux espérances respectives du profil et de la gaussienne.

Ces deux derniers paramètres ont été introduits à la suite de l'observation des images. Tandis que sur les cornées saines la régression gaussienne est souvent bien résolue, elle ne l'est pas toujours sur des cornées pathologiques : une mauvaise erreur quadratique ou covariance peut être un indicateur de pathologie.

Calculs et dispersions des paramètres

Nous avons ainsi défini 9 quantificateurs (Figure 6) de la cornée spécialisés dans l'évaluation de la couche de Bowman ou d'une fibrose sous-épithéliale dans des cas de cornées pathologiques. Le calcul de ces paramètres est réalisé par un algorithme Python. Nous avons construit une classe « image_Quantification.py » réalisant l'ensemble des traitements sur une image pré-traitée. Le traitement initial des images étant lui aussi réalisé par une classe spécifique « image_OCT.py ». Cette architecture en classe nous permet le traitement rapide d'un grand nombre d'images sous la forme d'objets et de leurs attributs. De plus nous pouvons accéder ainsi à tous les résultats de traitements sur différents objets simultanément.

En utilisant cet algorithme sur toutes les images d'une base de données nous pouvons constituer un objet python « dataframe » intégrant les valeurs de chaque quantificateur pour chaque image.

Nous appliquons cette méthodologie aux 7 bases de données présentées précédemment et obtenons les dataframes :

- data_healthy: 12 cornées de patients qualifiés de sain par l'ophtalmologue qui les suit.
- data healthy 2: 163 cornées de patients qualifiés de sain par l'ophtalmologue qui les suit.
- data_haze: 6 cornées de patients qualifiés comme présentant un « Haze » (voile cicatriciel) par l'ophtalmologue qui les suit.
- **data_haze_2**: 37 de 5 patients (10 yeux) avant et après chirurgie PKR qualifiés comme présentant un « Haze » (voile cicatriciel) par l'ophtalmologue qui les suit après opération.
- data_fuchs: 315 cornées de patients qualifiés comme présentant une dystrophie de Fuchs par l'ophtalmologue qui les suit.
- data_rep_healthy: 50 (10 patients, 1 oeil/patients, 5 images/oeil) cornées de patients qualifiés de sain par l'ophtalmologue qui les suit.

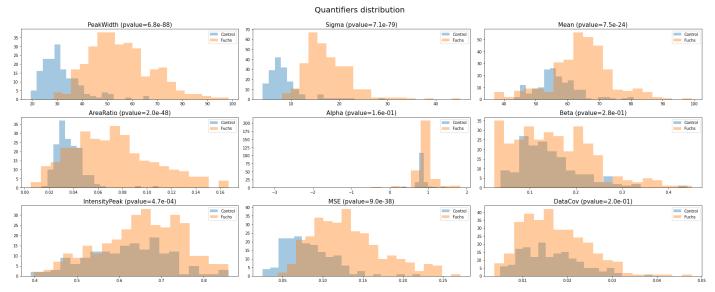


Figure 7: Distribution of the 9 parameters for data healthy 2 and data fuschs datasets, p values corresponding to t.test with welch.

- **data_rep_fuchs** : 26 (3 patients, 2 yeux/patients, 5 à 6 images/œil) cornées de patients qualifiés comme présentant une dystrophie de Fuchs par l'ophtalmologue qui les suit.

Ces dataframes sont sauvegardées au format pkl dans le dossier dataset.

Nous présentons en Figure 7 les distributions de paramètres pour *data_healthy_2* et *data_fuschs*. Pour une grande partie des quantificateurs, les distributions sont statistiquement significativement différentes (*p values* très faibles). Pour *alpha, beta, intensity_peak et dataCov,* la différence entre les distributions est moins évidente.

Modèle de classification

A partir des données quantifiées décrites précédemment, nous cherchons une méthode de classification des cornées saines et de patients atteints de dystrophie de Fuchs.

Données disponibles

Les bases de données de chirurgie post-PKR à notre disposition présentant un voile visuel/haze est très limitée. Une première approche de « one class SVM » (Xiyan He, 2011) s'est avérée insatisfaisante pour caractériser correctement les cornées saines de manière suffisamment précise (les cornées pathologiques étaient classées en tant que saines à plus de 99% de chance).

Etant donné que nous disposons d'un grand nombre d'images avec une dystrophie de Fuchs, que dans le cadre de cette pathologie une fibrose sous-épithéliale peut apparaître, et que le voile cicatriciel /haze se caractérise comme un cas de fibrose épithéliale, nous proposons d'utiliser les cornées avec dystrophie de Fuchs comme un moyen de distinguer dans certaines mesures des cornées pathologiques de cornées saines.

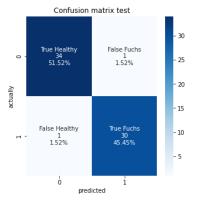
Les classificateurs classiques fournissent en général une probabilité de classification. Cette probabilité correspond en général à un degré de confiance que le classificateur évalue pour chaque classe lors du traitement d'une donnée.

Apprentissages

Nous avons créé un dataframe extrait de data_healthy_2 et data_fuchs combinant les 9 quantificateurs en tant que feature (entrée), la valeur à prédire (sortie) étant la classe (1-positif : pour les cornées atteintes de dystrophie de Fuchs, et 0-négatif pour les cornées saines). Ce dataframe est séparé en 2 ensembles, un d'entraînement (80%) et un de test (20%) séparés aléatoirement. Sur l'ensemble d'entraînement nous réalisons une technique de cross-validation.

La cross-validation ou validation croisée est une méthode statistique qui permet d'évaluer les performances des modèles d'apprentissage automatique. Dans notre cas, il consiste à séparer l'ensemble d'entraînement en 10 morceaux, à entraîner itérativement le modèle sur 9 morceaux, et à évaluer ses performances sur le 10ème morceau. On moyenne les différents taux de réussite (accuracy). Cette approche permet de donner une idée sur la précision (ou taux de réussite) de la classification dans le cas général et de ne pas privilégier un modèle en sur-apprentissage.

Model	Cross validation accuracy
RBF SVM	81.92%
Naive Bayesian	84.62%
Gaussian Process	90.77%
Nearest Neighbors	91.15%
Neural Network	91.15%
QDA	91.15%
AdaBoost	91.92%
Decision Tree	92.31%
Linear SVM	92.69%
Random Forest	93.80%



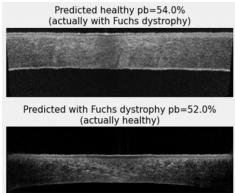


Tableau 1: Classification accuracy for different models

Figure 8: Confusion matrix on test data with random forest model

Figure 9: Missclassified images by the random forest quantifier.

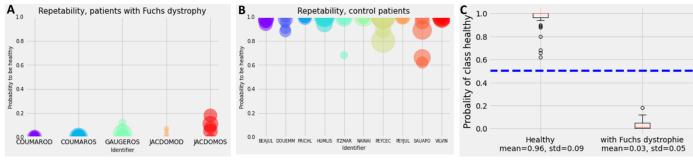


Figure 10: Results of repeatability on corneas qualified with Fuchs dystrophy (A) on healthy corneas (B). For A and B dots size correspond to SNR (smaller the dot is better the SNR). (C): statistical repartition of the probability

Résultats

Les résultats des différents modèles sont donnés dans le Tableau 1. La méthode la plus performante semble être la forêt aléatoire (random forest). Cette méthode de classification aussi appelée forêts d'arbres décisionnels repose sur l'apprentissage par arbre de décision, avec un apprentissage sur de multiples arbres de décision entraînés sur des sous-ensembles de données légèrement différents. Les résultats illustrés dans le Tableau 1 correspondent à un ajustement des hyperparamètres du modèle (max sample, max features, number of trees, tree depth) le modèle est enregistré sous la forme d'un fichier pkl « RF_model.pkl ».

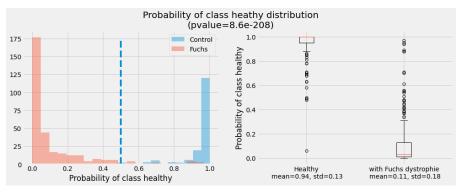
Ce modèle est ensuite utilisé pour traiter l'ensemble de test (pour la première et unique fois afin d'assurer un taux de réussite de généralisation). Nous obtenons alors un taux de 97.0%. La matrice de confusion est présentée en Figure 8. Le modèle commet donc deux erreurs. Les images sur lesquelles ces erreurs sont commises sont illustrées en Figure 9. Sur ces images, nous donnons la probabilité affichée par le modèle pour la classe considérée. On remarque que dans les deux cas la classification n'est pas « tranchée nettement», les probabilités gravitantes autour de 50%.

Pour évaluer ces deux images, nous avons demandé à 5 ophtalmologues de les noter sur une échelle de 0 (cornée pathologique) à 10 (cornée saine) sans contexte et sans concertation. Pour la première image (Figure 9 haut) les médecins retournent une note de moyenne de 0.6/10 (écart type 0.8) jugeant sans ambiguïté la cornée comme pathologique (comme son label) contrairement au modèle. Pour la seconde image (Figure 9 bas), avec une note moyenne de 2.6/10 (écart type 2.42), la cornée est donc aussi jugée plutôt pathologique contrairement à son label. Il y a donc une ambiguïté qui pourrait justifier l'erreur du modèle.

En utilisant les deux bases de données utilisées pour l'apprentissage data_healthy_2 et data_fuchs, nous générons la Figure 11 représentant les distributions de probabilités du modèle pour les deux classes. Nous remarquons que les moyennes des probabilités de ces deux classes sont significativement différentes, justifiant la rareté des ambiguïtés et la pertinence de s'intéresser aux quelques images litigieuses mal classées qui restent des cas isolés.

Répétabilité

Afin d'évaluer la robustesse de la classification nous réalisons une étude de répétabilité. Dans cette étude 13 patients sont sélectionnés par un ophtalmologue comme présentant des cornée saines (10 patients) ou avec dystrophie de Fuchs (3 patients). Sur ces patients nous réalisons 5 acquisitions OCT par 5 manipulateurs différents. Ces images sont ensuite présentées au modèle de classification. Cela résulte en une précision de 100% sur la classification (Figure 10 : A et B). La répartition statistique est donnée en Figure 10 C, on remarque que l'écart type est moins bon (0.09) pour les cornées saines que pour les cornées pathologiques (0.05) dans cette étude. Nous n'avons pas identifié de corrélation particulière entre qualité du SNR et la dispersion des images en provenance d'un même patient.



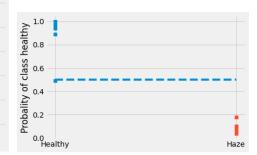


Figure 14: dispersion of class probability computed by the model on the test and train data. (left) histogram. ((Right) statistical dispersion (boxplot)

Figure 13: Model probability dispersion for haze and healthy dataset

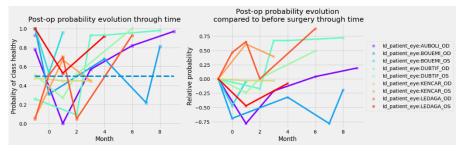


Figure 12: (Left) evolution of the model probability for cornea of patients before (-1) just after (0) and after PKR surgery. (Right) same data adjusted to make the stating probability equal to 0

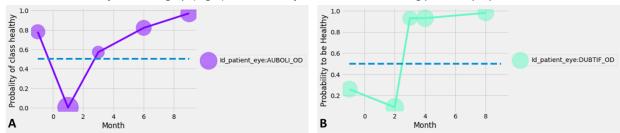


Figure 11: Example of classification probability for two patients. After surgery (Month>0) the cornea is classified as pathological. With time the model classifies the corneas as healthy with more and more confidence.

Confrontation avec des cornées en chirurgie post-PKR

L'origine de cette classification restant la recherche d'une identification d'antécédents post-chirurgicaux, nous passons maintenant à des bases de données de cornées présentant ou pouvant présenter un voile cicatriciel/haze.

Identification des voiles cicatriciels/hazes

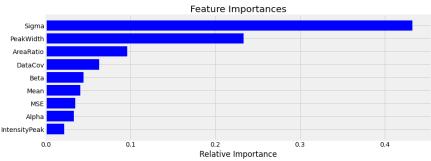
Nous soumettons les images issues de deux bases de données fournies initialement par les ophtalmologues, composées de 6 cornées présentant un voile cicatriciel/haze post-PKR (photokératectomie réfractive) et 12 cornées saines (bases de données haze et healthy). Les résultats sont donnés en Figure 12. Toutes les cornées pathologiques sont classées comme telles, une cornée saine parmi les 12 est mal classée (comme pathologique) avec une probabilité de 51%. Encore une fois il s'agit d'une probabilité est très proche de 50% donc ambiguë.

Nous avons demandé à la cohorte de 5 ophtalmologues de juger cette image. Ils lui donnent une note de 9/10 (écart type de 1.09), la classant donc saine comme son label. L'ambiguïté du modèle semble donc non justifiée d'un point de vue clinique.

Suivi post-chirurgical

Nous avons à notre disposition un petit jeu d'image composée de 5 patients ayant subi une chirurgie PKR (haze_2). Il s'agit d'une opération visant à la correction de l'acuité visuelle. Dans le cadre de notre étude, ces cornées traitées peuvent être pathologiques ou saines. D'un point de vue clinique, certaines cornées opérées par PKR développent une réaction cicatricielle inflammatoire, qui se manifeste par un voile perturbant la vision des patients, le *haze*.. La cicatrisation atteint des durées variables en fonction des patients, de 3 à 7 jours. Pour certains patients la récupération est plus longue, de l'ordre de quelques semaines. Après cette période la cornée doit progressivement retrouver des paramètres normaux.

Ces images sont présentées au modèle et nous étudions l'évolution de la probabilité de la classification avant et après la chirurgie. Nous remarquons deux régimes principaux : un premier régime de cornées classées comme saines, qui sont après opération classées comme pathologiques puis de nouveau saines. Un second régime de cornées classées comme pathologiques avant et juste après l'opération puis classées à nouveau comme saines. (Figure 13, Figure 14)



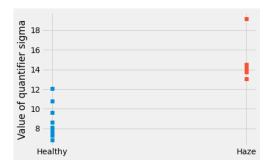


Figure 15: Feature importance for our Random forest model

Figure 16: Sigma values dispersion for haze and healthy dataset

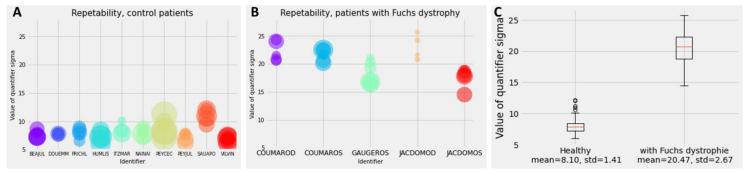


Figure 17: Repeatability of the parameter sigma. (A): On healthy control patients. (B): On patients with Fuchs dystrophy. (C) Statistical dispersion.

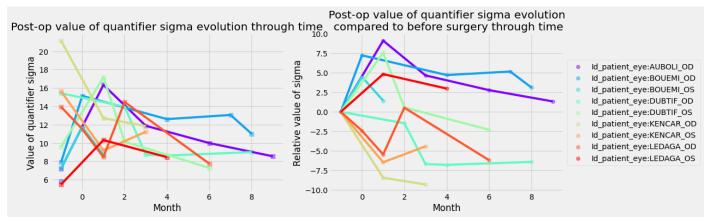


Figure 18: Post-op evolution of parameter sigma through time. (Left) value of the parameter in μm . (Right) Relative value compared to initial value

L'analyse de l'importance des paramètres dans la classification (Figure 15) montre que « sigma » est le quantificateur le plus important. Ce paramètre correspond à un estimateur de l'épaisseur de la couche de Bowman ou de la fibrose sous-épithéliale dans les cas pathologiques. En termes de distribution (Figure 7), il s'agissait déjà d'un paramètre conduisant à une différence de dispersion statistique significative. L'étude spécifique de ce paramètre pour la répétabilité montre des résultats moins marqués que ceux obtenus sur la probabilité de classification (en Figure 17). Appliquées sur le petit jeu de données « voile visuel/haze » vs. « sain » (healthy et haze), les valeurs des deux jeux de donnés restent séparables.

Enfin l'étude de l'évolution post-opératoire de ce paramètre semble indiquer une convergence dans le temps vers une valeur de $10~\mu m$ (Figure 18). En utilisant une échelle relative à la valeur initiale, on remarque un nouvelle fois l'apparition de deux régimes : un pour les valeurs initialement élevées de sigma qui tendent à la diminution et un pour les valeurs initialement faibles qui tendent à l'augmentation. Ces résultats sont très similaires aux résultats d'analyses de probabilité (Figure 16). Nous concluons alors, comme attendu lors de l'analyse de paramètres principaux de la forêt aléatoire, que le classificateur donne un résultat très lié à ce paramètre, fournissant ainsi une interprétabilité à ses prédictions. Notons par ailleurs que l'entraînement sur uniquement le paramètre sigma n'amène à une précision de validation que de 92.7%, les paramètres supplémentaires ajoutés semblent donc permettre d'accroître la précision à 97%.

Conclusion

Nous avons mis en place un algorithme de classification de cornée saine et pathologique du point de vue des fibroses sous-épithéliales. Cet algorithme cible particulièrement les caractéristiques morphologiques de la couche de Bowman ou de la fibrose sous-épithéliale. Nous avons montré qu'appliquer un modèle de classification à ces quantificateurs morphologiques conduit à des prédictions valides dans 97% des cas, tout en s'appuyant principalement sur un paramètre d'épaisseur fournissant

un critère interprétable et mesurable au clinicien. Cet ensemble d'algorithmes montre ainsi des résultats prometteurs dans l'étude de l'évolution de certaines atteintes cornéennes en suivi post-opératoire.

Discussion

Il est regrettable que cette étude ne se porte que sur un nombre limité de patients pour le suivi temporel (5 patients, 10 yeux). Augmenter le nombre de patients devrait permettre de valider ou d'invalider l'évaluation. De plus, la fréquence réduite de l'acquisition ne permet pas d'apprécier les transitions entre un état sain et pathologique (et réciproquement). Quelques données avec une acquisition hebdomadaire voire journalière permettrait d'évaluer une corrélation entre probabilité de la classe et le temps.

Bibliography

- Bocheux R, P. P. (2019). Quantitative measures of corneal transparency, derived from objective analysis of depth-resolved corneal images, demonstrated with full-field optical coherence tomographic microscopy.
- BORDERIE Vincent, G. C. (2020, Août). La dystrophie de Fuchs : une pathologie dont la compréhension et le traitement sont en plein essor. *Les Cahiers d'Ophtalmologie*, pp. n°238:32-6.
- GATINEL, D. (2020). *LA PKR (LASER DE SURFACE)*. Récupéré sur Gatinel: https://www.gatinel.com/chirurgie-refractive/lestechniques-operatoires/la-pkr-techniques-de-surface/
- La PKR (Photokératectomie Réfractive). (s.d.). Récupéré sur New Vision: https://www.newvision.fr/pkr-36/#:~:text=Les%20suites%20op%C3%A9ratoires%20sont%20plus,autant%20la%20reprise%20du%20travail
- ROTHSCHILD, N. d. (s.d.). Institut de la vision. Récupéré sur https://www.institut-laser-vision.paris/glossaire/cornee/
- Tomographie en cohérence optique. (2019). Récupéré sur Centre Ophtalmologique, Sorbone Saint Michel: https://www.cossophtalmologie.paris/le-centre/plateau-technique/tomographie-en-coherence-optique/#fonctionnement-tomographiecoherence-optique
- Vilbert, M. B. (2021). Objective assessment of corneal transparency in the clinical setting with standard SD-OCT devices. arXiv:2112.00528 [physics].
- Xiyan He, G. M. (2011). One-class SVM in. Annual Conference of the European Safety and Reliability Association, ESREL.