

AI 特許紹介(46)  
AI 特許を学ぶ！究める！  
～眼疾患進行予測 AI 特許～

2022 年 11 月 10 日  
河野特許事務所  
所長弁理士 河野英仁

「AI 特許紹介」シリーズは、注目すべき AI 特許のポイントを紹介します。熾烈な競争となっている第 4 次産業革命下では AI 技術がキーとなり、この AI 技術・ソリューションを特許として適切に権利化しておくことが重要であることは言うまでもありません。

AI 技術は Google, Microsoft, Amazon を始めとした IT プラットフォーマ、研究機関及び大学から毎週のように新たな手法が提案されており、また AI 技術を活用した新たなソリューションも次々とリリースされています。

本稿では米国先進 IT 企業を中心に、これらの企業から出願された AI 特許に記載された AI テクノロジー・ソリューションのポイントをわかりやすく解説致します。

## 1.概要

特許出願人 Google

出願日 2020 年 8 月 17 日

公開日 2021 年 3 月 4 日

公開番号 WO2021041068

発明の名称 組織画像と組織セグメンテーションマップから疾患の進行を予測

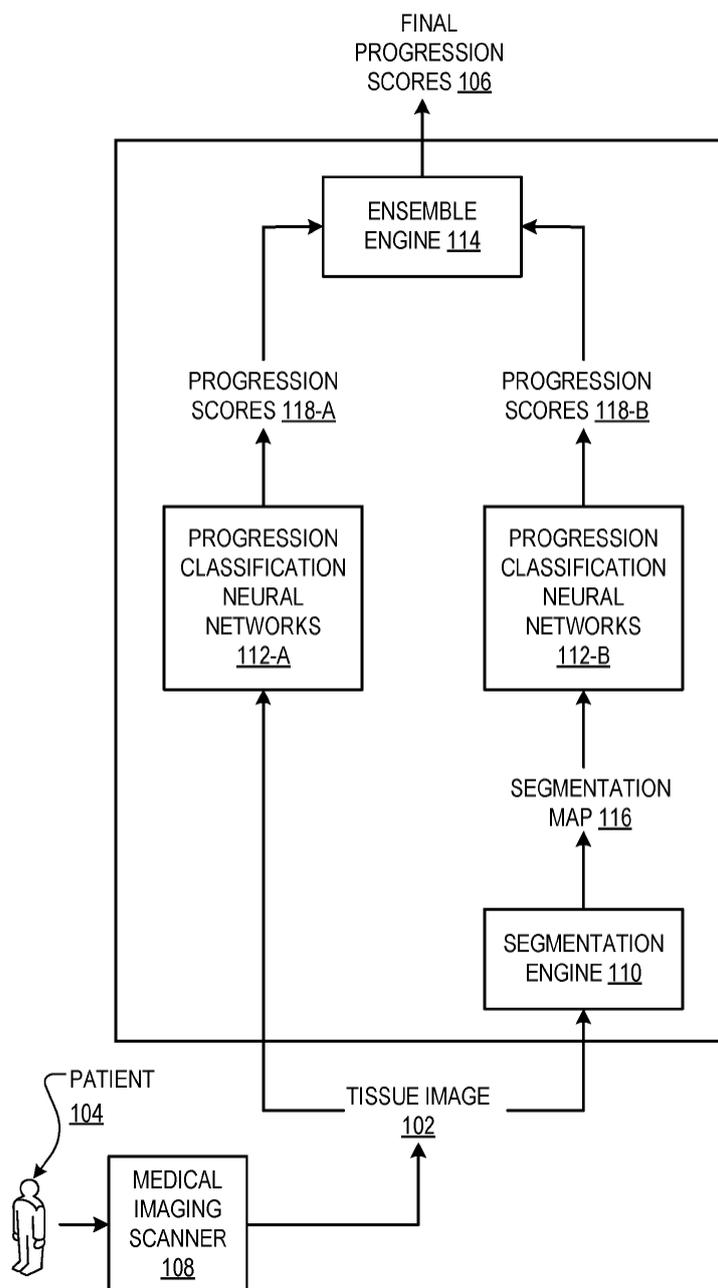
068 特許は、目の入力画像から滲出性加齢黄斑変性症 (exAMD : Exudative Age-related Macular Degeneration)等の眼疾患の進行を予測する第 1 のニューラルネットワークと、入力画像のセグメンテーション MAP から眼疾患の進行を予測する第 2 のニューラルネットワークの双方を用いて眼疾患の進行を精度良く予測する技術に関する。

## 2.特許内容の説明

高齢者の視力喪失は、医療上の大きな問題であり、約 3 人に 1 人が、65 歳までに視力低下の病気を患う。欧州では、60 歳以上の約 25% が AMD を患っている。乾性 AMD は 65 歳以上の人に比較的多く見られ、通常は軽度の視力低下のみを引き起こす。

しかし、乾性 AMD 患者の約 15% は、急速かつ永久的な失明につながる、より深刻な形態の滲出性 AMD (exAMD) に進行する。068 特許は exAMD への進行を予測する技術である。

図 1 は、疾患進行予測システム 100 の例を示す。



システム 100 は、患者 104 の体のある領域の組織を表す組織画像 102 を処理し、将来の時間間隔のそれぞれについて各「最終」進行スコア 106 を生成する。例えばシステム 100 は、現時点から開始して、3 か月、6 か月、9 か月、および 12 か月の時間間隔で

それぞれの最終進行スコア 106 を生成する。

組織画像 102 は、患者 104 の眼の組織を表す OCT 画像であり、最終進行スコア 106 は、眼組織が初期の軽度の AMD から視力を脅かす exAMD に進行する可能性を示す。

システム 100 は、セグメンテーションエンジン 110、進行分類ニューラルネットワーク 112-A（組織画像を処理する）、進行分類ニューラルネットワーク 112-B（組織画像のセグメンテーションマップを処理する）、及び、アンサンブルエンジン 114 を使用して、最終的な進行スコア 106 を生成する。

セグメンテーションエンジン 110 は、組織画像 102 を処理して、対応するセグメンテーションマップ 116 を生成する。すなわち、組織画像 102 を可能性ある組織クラスの所定のセットにセグメント化する。セグメンテーションマップ 116 は、組織画像を、硝子体および硝子体下腔、ヒアロイド後部、網膜上膜、神経感覚網膜、網膜内液、または、網膜下液)等に分類する。

各進行分類ニューラルネットワーク 112-A は、組織画像 102 を処理して、1 つまたは複数の将来の時間間隔のそれぞれに対応するそれぞれの進行スコア 118-A を生成する。

各進行分類ニューラルネットワーク 112-B は、組織画像 102 に対応するセグメンテーションマップ 116 を処理して、1 つまたは複数の将来の時間間隔のそれぞれに対応するそれぞれの進行スコア 118-B を生成する。

アンサンブルエンジン 114 は、将来の時間間隔について進行スコア 118-A および 118-B のそれぞれを組み合わせることによって、将来の時間間隔ごとに各最終進行スコア 106 を生成する。アンサンブルエンジン 114 は、例えば、将来の時間間隔について進行スコア 118-A および 118-B の平均または中央値を計算することによって、将来の時間間隔について進行スコア 118-A および 118-B を組み合わせることができる。

組織画像 102 に基づいて生成された進行スコア 118-A およびセグメンテーションマップ 116 に基づいて生成された進行スコア 118-B は、異なり、補完的である。例えば、組織画像 102 に基づいて生成された進行スコア 118-A は、進行予測タスクに関連し得るセグメンテーションマップ 116 によって取り込まれなかった画像特徴、例えば、眼の OCT 画像における組織の反射率のパターンを反映する。 .

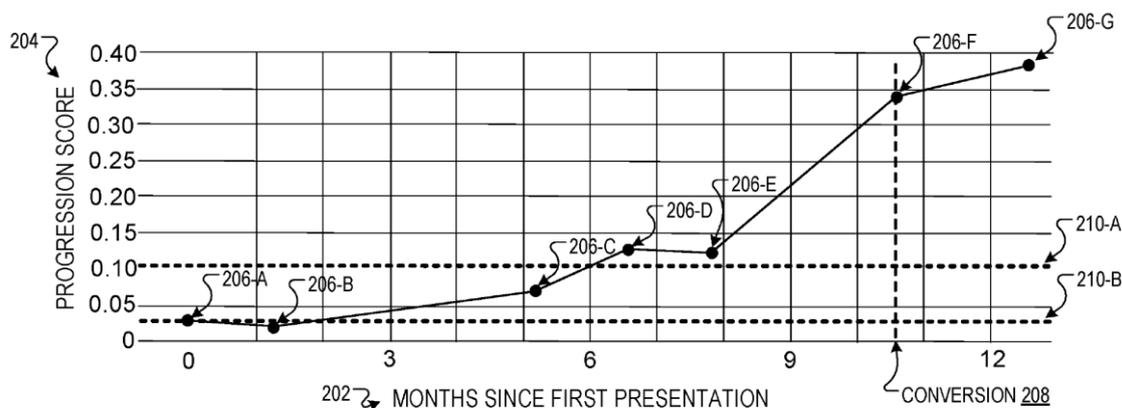
セグメンテーションマップ 116 に基づいて生成された進行スコア 118-B は、例えば、組織画像 102 に比べてセグメンテーションマップ 116 の潜在的に低い複雑さのために、組織画像 102 を使用して生成された進行スコアよりも安定する（つまり、不正確な異常値を想定する可能性が低くなる）。したがって、組織画像 102 およびセグメンテーションマップ 116 の両方に基づいて最終進行スコア 106 を生成することは、システム 100 の性能、例えば精度およびロバスト性を改善する。

システム 100 は、病状の進行スコアとともに、組織画像 102 のセグメンテーションマップ 116 をシステム 100 のユーザに提供する。セグメンテーションマップ 116 は、進行スコアを生成するためにシステム 100 によって使用される理論的根拠をユーザがよりよく理解し、解釈することを可能にし、それによってユーザが進行スコアに置く信頼を高めることができる。

システム 100 によって生成された最終進行スコア 106 は、例えば、病状について患者 105 を治療するかどうか、およびどのように治療するかに関する意思決定を容易にする臨床ワークフローの一部として使用される。例えば、「治療閾値」を超える将来の時間間隔（例えば 6 月）に対する最終進行スコア 106 は、予防的治療を患者に施すべきか、または病状の進行を監視するために定期的なフォローアップを実施すべきかを決定するために使用される関連要因である。

治療閾値は、例えば、システム 100 を使用して、検証データのセット内の各組織画像について将来の時間間隔についてそれぞれの最終進行スコア 106 を生成することによって決定される。

図 2 は、システム 100 によって行われた予測を示している。



患者の眼の複数の OCT 画像を数か月にわたって処理し、眼が 6 か月の期間内に早期

または乾性 AMD から exAMD に進行する可能性を特徴付ける進行スコアを生成した。

横軸 202 は時間（月単位）を表し、縦軸 204 は進行スコア値を表し、各円 206-A～G は、対応する時点でキャプチャされた OCT 画像を処理することによってシステム 100 により生成された最終進行スコアを表す。

垂直線 208 は、早期 AMD から exAMD への眼の転換点を表し、水平線 210-A-B は、可能性ある治療閾値を表す。すなわち治療閾値を超える進行スコアは、exAMD が 6 か月以内に発症すると予測されることを示す。いずれかの治療閾値を使用して、システム 100 によって生成された進行スコアは、眼の最終的な exAMD への変換の正確な早期予測を可能にし、それによってすぐに治療を開始することができる。

### 3. クレーム

068 特許のクレーム 1 は以下の通りである。

1. 1 つまたは複数のコンピュータと、1 つまたは複数のコンピュータによって実行された場合に 1 つまたは複数のコンピュータに以下の処理を実装させる命令を記憶した記憶装置を含むシステムにおいて、

1 つまたは複数の第 1 分類ニューラルネットワークを備え、各第 1 分類ニューラルネットワークは、

イメージングモダリティを使用してキャプチャされた眼組織の画像を受け取り、

眼組織に影響を与える病状の状態が将来の時間間隔で目標状態に進行する可能性を特徴付ける第 1 の進行スコアを生成するために、画像を処理し、

1 つまたは複数の第 2 分類ニューラルネットワークを備え、各第 2 分類ニューラルネットワークは、

画像内の眼組織を複数の組織タイプにセグメント化する眼組織の画像のセグメンテーションマップを受け取り、

眼組織に影響を与える病状の状態が将来の時間間隔で目標状態に進行する可能性を特徴付ける第 2 の進行スコアを生成するために、セグメンテーションマップを処理し、

以下のように構成されたサブシステムを備え、

(i) イメージングモダリティを使用してキャプチャされた眼組織の入力画像、および

(ii) 入力画像内の眼組織の複数の組織タイプへのセグメンテーションマップを取得し、

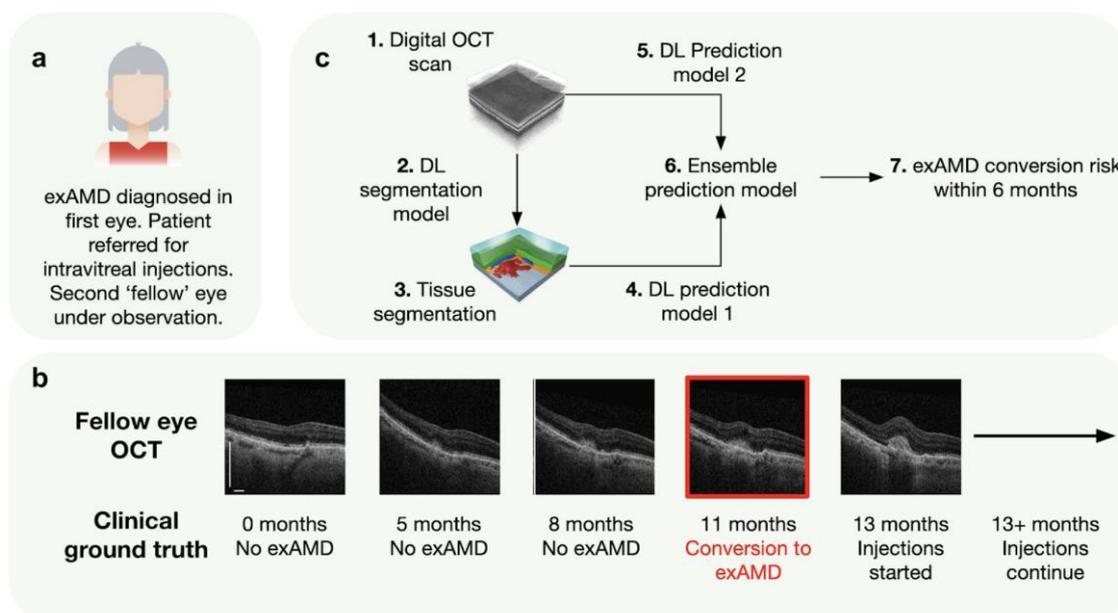
入力画像とセグメンテーションマップに基づいて、眼組織に影響を与える病状の状態が将来の時間間隔で目標状態に進行する可能性を特徴付ける最終進行スコアを生成し、

第1の分類ニューラルネットワークのそれぞれに入力画像を提供して、各第1の分類ニューラルネットワークからそれぞれの第1の進行スコアを取得し、

セグメンテーションマップを第2分類ニューラルネットワークのそれぞれに提供して、各第2分類ニューラルネットワークからそれぞれの第2進行スコアを取得し、第1進行スコアおよび第2進行スコアに基づいて、最終進行スコアを生成する。

#### 4. 本特許に関連する論文

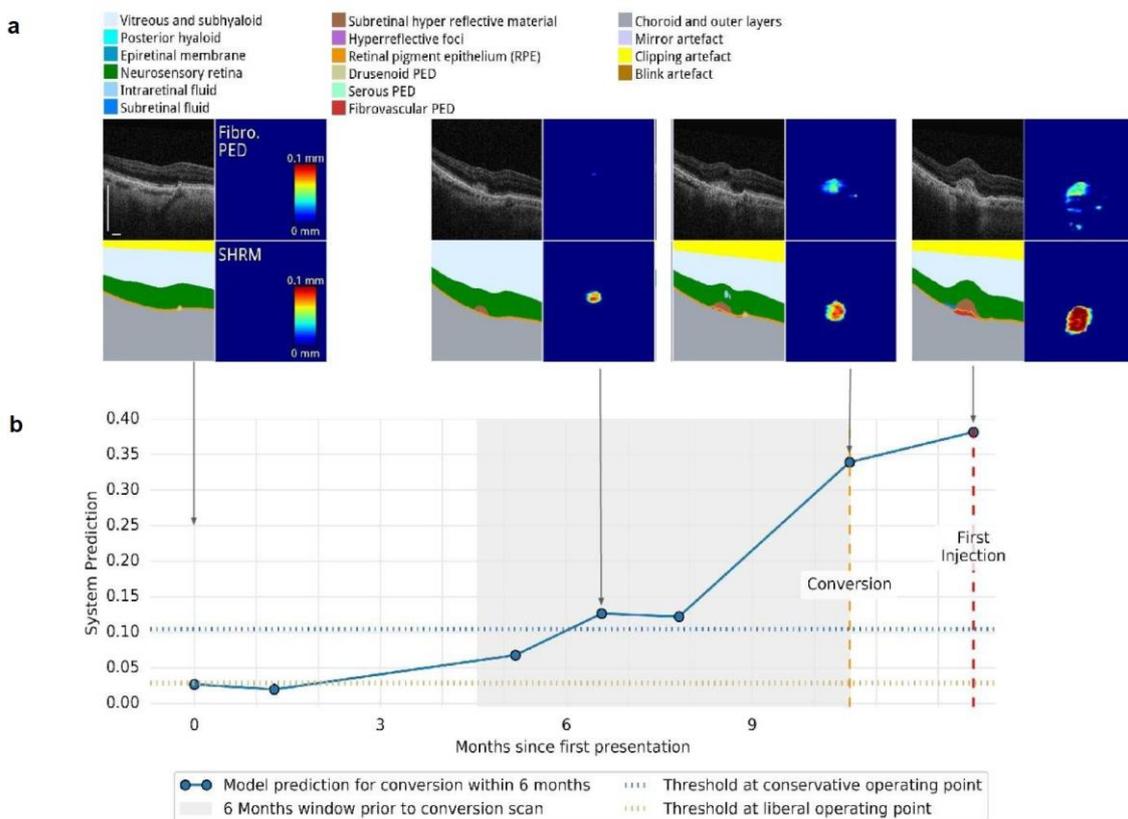
本特許に関する論文 “Predicting conversion to wet age-related macular degeneration using deep learning”<sup>1</sup>が、DeepMindのJason Yim氏らによりNature Medicineにて公表されている。下記図は、exAMDを予測するAIシステム構成図を示す。



c欄に示すように、OCT画像を利用するDL予測モデル2と、OCT画像に基づくセグメンテーションマップを利用するDL予測モデル1との2つを組み合わせ、6か月以内のAMD進行のリスクを計算する。b欄にはOCT画像と真の正解データが示されており、11か月でexAMDに進行している。

<sup>1</sup> Jason Yim, Reena Chopra, Terry Spitz, Jim Winkens, Annette Obika, Christopher Kelly, Harry Askham, Marko Lukic, Josef Huemer, Katrin Fasler, Gabriella Moraes, Clemens Meyer, Marc Wilson, Jonathan Dixon, Cian Hughes, Geraint Rees, Peng T. Khaw, Alan Karthikesalingam, Dominic King, Demis Hassabis, Mustafa Suleyman, Trevor Back, Joseph R Ledsam, Pearse A. Keane, Jeffrey De Fauw “Predicting conversion to wet age-related macular degeneration using deep learning” Nature Medicine

下記図に、13 か月にわたる定期的なモニタリングを行った患者のスキャン例を示す。



画像の一番上の行は OCT スキャンによる生データであり、2 番目はシステムによって出力された解剖学的セグメンテーションである。OCT スキャンの右側はセグメンテーションのトップダウンビューであり、上側が線維血管色素上皮剥離（線維. PED）、下側が網膜下過反射物質（SHRM）である。

下のグラフは、患者のリスクレベルのタイムラインを示す。各モニタリングポイントで、システムは網膜が次の 6 か月で exAMD に進行する可能性を示している。真の 6 か月のウィンドウは灰色で示されている。このメトリックのしきい値を調整することにより、システムは感度と特異性のトレードオフで変換を予測できる。選択したリスク閾値に応じて、モデルは、眼が exAMD の明確な兆候を示す前に、眼が少なくとも 2 回の訪問で進行することを正常に予測する。

以上

著者紹介

河野英仁

河野特許事務所、所長弁理士。立命館大学情報システム学博士前期課程修了、米国フランクリンピアースローセンター知的財産権法修士修了、中国清華大学法学院知的財産夏

季セミナー修了、MIT(マサチューセッツ工科大学)コンピュータ科学・AI 研究所 AI コース修了。

[AI 特許コンサルティング](#)、[医療 AI 特許コンサルティング](#)の他、米国・中国特許の権利化・侵害訴訟を専門としている。著書に「世界のソフトウェア特許(共著)」、「FinTech 特許入門」、「[AI/IoT 特許入門 3](#)」、「[ブロックチェーン 3.0](#)(共著)」がある。