

ポスター

ポスター18

EHR・PHR・HyperDEMO

2018年11月25日(日) 09:00 ～ 10:00 K会場(ポスター、HyperDemo) (2F 多目的ホール)

[4-K-1-4] AIを利用した OCRによる手書き問診票の電子化と検証

○蔵本 裕士¹, 中西 義孝², 有働 功一³, 岩崎 祐樹³, 大塚 昌子⁴ (1.熊本大学大学院自然科学研究科, 2.熊本大学大学院先端科学研究部, 3.大腸肛門病センター高野病院, 4.有限会社Integra System)

2016年に開発した「紙問診票テキストデータ化システム」では、患者が手書きで記載した問診票をスキャンする事で「痛い」「すごく痛い」などの選択項目と、体温や日数などの手書き数字を認識し数値化を行った（医療情報学・38巻2号（予定））。これにより、問診データの2次利用が瞬時にできるようになった事で、問診内容に基づく統計への利用や FISIスコアのような計算を自動的に行う事も可能となった。また、問診票の内容を自然言語に変換する事で、自然な文章で主訴を生成し電子カルテへ貼り付ける事が可能となり、医師の診察に要する時間を6.2分削減する事ができた。さらに、主訴の記録文字数をシステム導入後334文字増加する事ができ、主訴に記載する情報量を増やす事ができた（医療情報学・投稿中）。しかし、以前のシステムでは問診票の選択項目及び数値しか認識する事ができず、手書き文章があった場合は、その部分のみ画像として保管していた。そのため、テキストデータ化したい文章があった場合は、看護師又は事務スタッフにてキーボード入力が必要であった。そこで、外部接続による AI型文字認識サービスを活用する事により、課題であった手書き文章のテキストデータ化を行った。AI型文字認識サービスへは氏名などを除き手書き文章部分の画像のみを暗号化し転送を行い、結果を受信して本システムへ表示させた。本システムを利用し、300件の問診票をスキャンし検証を行ったところ、選択項目と数値項目は前回と同様の処理方法により認識率95%となった。手書き文章については、75%の認識率でテキストデータ化ができた。これまで手書き部分がある場合のキーボード入力時間が平均3分20秒であったのに対し、本システムを利用する事で認識した文章のチェック及び修正時間が平均1分35秒となった。その為、入力時間が1分45秒軽減され、より負担なく問診票のテキストデータ化を行えるようになった。

AI を利用した OCR による手書き問診票の電子化と検証

藏本 裕士^{*1}、中西 義孝^{*2}、
有働 功一^{*3}、岩崎 祐樹^{*3}、大塚 昌子^{*4}

*1 熊本大学大学院自然科学研究科、*2 本大学大学院先端科学研究部、
*3 大腸肛門病センター高野病院、*4 有限会社 Integra System

Digitization and verification of Handwritten Questionnaire Form by OCR equipped with the AI function

Yuji Kuramoto ^{*1}, Yoshitaka Nakanishi ^{*2},
Udo Kouichi ^{*3}, Iwasaki Yuuki ^{*3}, Shoko Otsuka ^{*4}

*1 Graduate School of Science and Technology, Kumamoto University ,
*2 Faculty of Advanced Science and Technology, Kumamoto University,
*3 Coloproctology center, Takano hospital, *4 Integra System, Inc

In "Paper interview form text data conversion system" developed in 2016, the nurse scans the questionnaire which written by the patient into the system, so that the indication words such as "painful" and "very painful," and the descriptions such as body temperature and duration of sickness are recognized and converted to text data. As a result, secondary use of the input data becomes much more convenient. In addition, it allows doctors to use the analyzed data like FISI score statistically and automatically in diagnosis based on the information presented. Moreover, by analyzing the contents of the questionnaire, it generates comprehensive sentences of major complaints which allows doctors to add them into the electronic medical record. By which, it reduces the time of requirements for the doctor's consultation. However, the conventional system are only available to save two types of information to only the selection items and numerical values of the item, and when there is a handwritten sentence in the free entry column, only that portion was kept as an image. Therefore, when there was a sentence to be converted into text data, a keyboard input was required by a nurse or administrative staff. Therefore, by using the AI-OCR using deep learning, text data of a handwritten sentence which was an issue was made into text data. Using this system, 182 questionnaire slips were scanned and verified. As a result, handwritten texts could be converted to text data with a recognition rate of 88.2% on average. Until now, the keyboard input time with the handwritten part was 3 minutes 20 seconds on average, but on the other hand the checking and modification time of the sentence recognized by using this system was 1 minute 7 seconds. For that reason, the input time was reduced by 2 minute 13 seconds, and it became possible to convert the questionnaire to text data without burden. From this result, we found that it is possible to support the task of converting text data in various tasks that had been giving up input work or input at medical institutions.

Keywords: OCR, AI, Deep learning, Medical questionnaire

1. はじめに

2016 年に開発した「紙問診票テキストデータ化システム」では、患者が手書きで記載した問診票をスキャンすることで「痛い」「すごく痛い」などの選択項目と、体温や日数などの手書き数字において、OCR 技術を用いて認識しテキストデータ化する事ができたり。これにより、問診データの 2 次利用が瞬時にでき、問診内容に基づく統計への利用や FISI スコアのような計算を自動的に行う事も可能となった。また、問診票の記載内容を解析する事で、自然な文章で主訴を生成し電子カルテへ貼り付けることが可能となり、医師が診察に要する時間を短縮することができた。しかし、前述の方法では、数字以外の手書き日本語を認識することができず、看護師や事務スタッフによる手入力が必要であった。

そこで、前述システムに AI を利用した OCR「AI-OCR」を組み込み、手書き文字認識を自由記載欄に利用する方法を検証した。

近年、AI 技術がさまざまな分野で活用されており、医療分野においても、その活用方法が研究されている²⁾。また、AI 技術を使い手書き文字の認識に活用する研究も発表されている³⁾⁴⁾⁵⁾。さらに、それらの技術を商用化したものも販売され

てきており、たとえば、コージェントラボ社 Tegaki、AI Inside 社 OCR「DX Suite」などがある。これらの AI-OCR を利用することで、従来の OCR では認識が難しかった手書き文字を認識し医療機関において有効的に利用できるかを検証する。

2. 目的

本研究は、スキャナーでスキャンした問診票のテキストデータ化を迅速に行い、看護師や事務スタッフの作業軽減を行うため、AI を利用した OCR による手書き問診票の認識を行い、その認識率と作業時間を調査し、医療機関において AI-OCR が有効に利用できるかを検証する。

3. 方法

3.1 検証方法

医療機関へ AI-OCR を組み込んだ「紙問診票テキストデータ化システム」を 1 週間導入し、この 1 週間に受診した新患 183 人、平均年齢 49 歳により記載された問診票について検証を行った。AI-OCR を利用する項目は、本システムの導入

を行った医療機関の問診票にある、設問「どのような症状がありますか。」について利用した。他の問診項目である選択項目、チェック項目、数字項目については、従来のOCRを利用した。また、AI-OCRには、コージェントラボ社「Tegaki」を利用して検証を行った。検証は、AI-OCRの読み取り率の検証と、AI-OCR利用の有無による患者から問診票をテキストデータ化するのに必要な時間の比較を行った。

3.2 本システムの構成

本システムの構成を図1に示す。患者によって記載された問診票は看護師がスキャナーでスキャンし、問診票のフリーワード記載の項目については、AI-OCRを利用してテキストデータ化を行い、問診票のチェック項目、選択項目、数字項目については非AI-OCRにてテキストデータ化を行う。

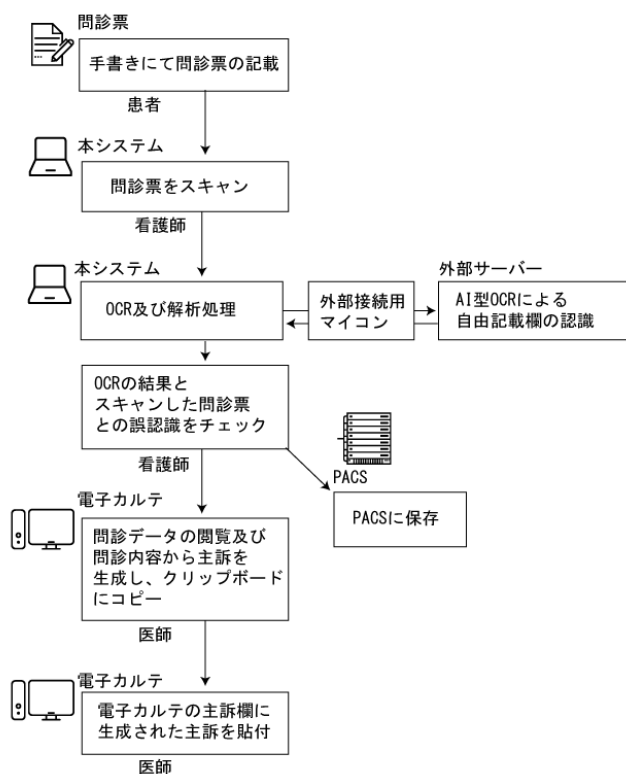


図1 本システムの構成

しかし、OCRによって認識された内容には誤認識があるため、看護師のパソコン画面上にスキャンした問診画像と認識された内容を一緒に表示し、認識内容が正しいかを確認し、認識内容に誤りがある場合は、看護師によって修正後保存する。(図2)

AI-OCRの利用においては、ディープラーニングを行うため、外部サーバー利用している事が多く、スキャンした問診票をインターネットを介して安全に外部サーバーに送信する必要がある。しかし、本研究にて利用した医療機関の基幹ネットワークは外部接続されておらず、患者データや問診票のデータは外部送信できない。そこで、OSを持たないマイコンを利用し、コンピュータとマイコン間においてはテキストデータのみをシリアル通信に行えるようにし、マイコンと外部サーバー間はLANを利用し、外部接続が可能なネットワーク上に設置し、画像の送付と結果の送受信が行えるように開発した(図3)。コンピュータからマイコンへの画像転送は、個人情報

削除する為、問診票の必要な項目のみをスキャン画像からトリミングし、そのトリミングした画像データをバイナリのテキストデータに変換してマイコンへ送信する。画像のバイナリを受信したマイコンは、OCRの外部サーバーへその画像データを送信する。外部サーバーからOCRによる文字認識が終了すると、マイコンによって認識内容を受信し、その認識内容を、シリアル通信を利用してコンピュータへ送信する方法により、安全にAI-OCRを利用して検証を行った。

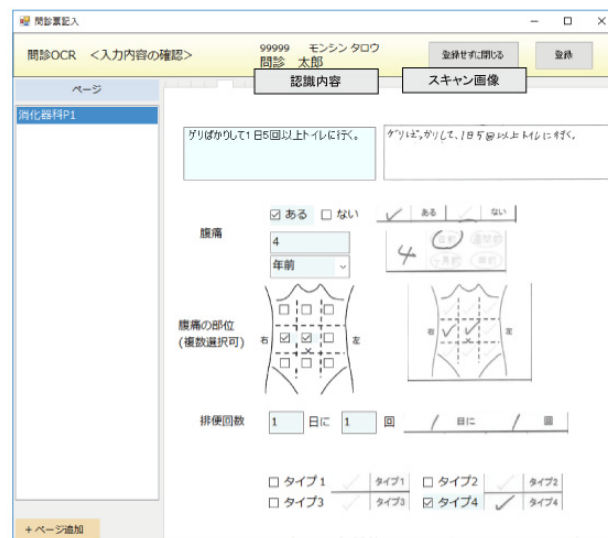


図2 スキャン・OCR 確認画面

4. 結果

4.1 認識率の検証

医療機関においてAI-OCRの導入を1週間行い、導入期間中に問診票を記載した183人において、問診票の設問「どのような症状がありますか。」について認識率の検証を行った。本研究における認識率は、次の式にて求めた。

$$\text{認識率} = \frac{\text{正確に認識した文字数}}{\text{記載文字数}} \times 100$$

表1は年齢別に認識率を比較した表である。20歳から29歳の若年層において、認識率が81.9%と低く、50歳から59歳までの患者における認識率は平均90.38%と非常に高いことがわかった。全体の平均では、88.2%の認識率となった。

表1 年齢層別認識率 n=183

年齢	認識率(%)	患者数(人)
0～19 歳	89.47	12
20～29 歳	81.90	15
30～39 歳	89.51	18
40～49 歳	89.83	33
50～59 歳	90.38	18
60～69 歳	87.94	48
70～79 歳	88.51	27
80 歳以上	88.08	12
計	88.20	183

さらに、表2の男女別認識率においては、女性の文字認識率が92.29%と、男性に比べて3.7%高い事が分かった。

表2 性別別の認識率 n=183

性別	認識率(%)	人数(人)
男性	86.57	114
女性	90.29	69
計	88.43	183

表3は文字種別の誤認率の違いを表している。漢字においては17.92%と高い誤認率だったが、ひらがなについては、4.94%と低い誤認率となった。図3は手書き文字とAI-OCRによって誤認した例である。文字のこれら認識率の悪い患者においては、図3のように目視においても認識が難しい記載がなされたことが要因であると考えられる。

表3 文字種別の誤認率 n=183

文字種	誤認率(%)
漢字	17.92
ひらがな	4.94
カタカナ	13.20
計	12.02

手書き: 月工門の痛み。出血。

誤認例: 月工門の痛み 出血

手書き: 外痔痔

誤認例: 外痔痔

手書き: 7月 4日 頃から痛み出た。

誤認例: 7月 4日 から痛み出た

図3 誤認した手書き例

4.2 認識率の検証

本検証では、AI-OCRの利用の有無によって、看護師がOCR後の問診確認に要する時間の比較を行う。

AI-OCRの未導入時において、選択項目、チェック項目、数字項目のみを非AI型のOCRで認識し、問診内容をシステム上で確認し、修正が完了するまでの時間を患者121人分にて計測したところ、平均3分20秒であった。AI-OCRの導入後に問診票をスキャンしOCRの結果を元に問診票の内容をシステム上で確認し、修正が完了するまでの時間を患者183人分にて計測したところ、平均2分13秒となった(表4)。

本検証により、AI-OCRを利用した方が問診にかかる時間を1分7秒の削減ができる事がわかった。

表4 AI-OCRの導入有無による問診OCR確認時間

	問診確認 平均時間	対象人数 (人)
AI-OCRの導入前	3分48秒	121
AI-OCRの導入後	2分13秒	183

5. 考察

AI-OCRを利用する事で、平均88.2%の認識率でテキストデータ化する事が出来た。AI-OCRの導入前と比べ、文字入力に必要な時間は1分7秒の削減ができており、効率化されていることが示せた。本結果より、医療機関における入力作業や入力を諦めていた様々な業務において、テキストデータ化の業務支援が出来き、AI-OCRが有効的に利用可能なことが示された。

しかし、現段階でAI-OCRの利用には、初期費用や読み取りを行った項目数、枚数によるカウント費用、月額契約費用などが発生する。ディープラーニングを利用した手書き文字認識は、商用以外にさまざまな研究が行われている。今後これらの研究が実用化され、もっと低額で高精度なOCRとなれば、多くの医療機関のさまざまな業務において活用できると考える。

参考文献

- 1) 蔵本裕士, 中西義孝, 有働功一, 岩崎祐樹, 大塚昌子. 問診票データの二次利用における紙問診票テキストデータ化システムの開発と検証. 医療情報学 2018 ; 38(2) :115-124.
- 2) 大江和彦. これからの医療におけるAIの活用と課題. 医薬品情報学 2017 ; 19(3) :N1-N3.
- 3) Khaled S. Younis, Abdullah A. Alkhateeb. A New Implementation of Deep Neural Networks for Optical Character Recognition and Face Recognition. Proceedings of the New Trends in Information Technology 2017 : 157-162.
- 4) Saikat Roy. Handwritten isolated Bangla compound character recognition: A new benchmark using a novel deep learning approach. Pattern Recognition Letters 2017 ; 90 :15-21.
- 5) Charlie Tsai. Department of Chemical Engineering: Recognizing Handwritten Japanese Characters Using Deep Convolutional Neural Networks. Stanford: Stanford University, 2016. [http://cs231n.stanford.edu/reports/2016/pdfs/262_Report.pdf (cited 2018-Sept-1)].

