

Desenvolvimento de um Sistema Móvel de Apoio à Decisão Clínica com uso de Computação Cognitiva

Thayse Onofrio
André Peres (Orientador)

¹Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Rio Grande do Sul (IFRS)
Av. Cel. Vicente, 281, Porto Alegre – RS – Brasil

thayseonofrio@gmail.com, andre.peres@poa.ifrs.edu.br

Resumo. *O presente trabalho descreve o desenvolvimento de um aplicativo móvel de apoio à decisão clínica, fazendo uso de ferramentas de computação cognitiva para suportar um diagnóstico preciso e acompanhar médicos e pacientes nesse processo. O trabalho apresenta informações sobre Sistemas de Suporte à Decisão Clínica e formas como a Inteligência Artificial pode ser usada para solucionar dificuldades existentes na investigação clínica. Estas tecnologias permitem que o sistema seja utilizado em casos de doenças em que o diagnóstico é complexo; neste caso, doenças autoimunes. O sistema desenvolvido utiliza o IBM Watson Speech-To-Text para transcrições em tempo real de consultas e o Watson Discovery para extrair insights de dados de pacientes, o qual foi previamente treinado com o MIMIC-III, um banco de dados de pacientes em cuidados intensivos do MIT. Desta forma, o CODA, a aplicação desenvolvida, é capaz de armazenar dados relevantes inseridos tanto por pacientes quanto por médicos, aprender com eles e gerar informações, com o objetivo de auxiliar tanto no diagnóstico quanto no tratamento de doenças complexas.*

1. Introdução

O sistema de saúde atualmente lida com um volume extraordinário de informações sobre pesquisas e disponibilização de novas opções de diagnóstico e tratamento. Devido a este fato, exige-se mais do médico, que enfrenta a necessidade de lidar com este grande volume de informações que nem sempre chegam até os profissionais de saúde [1]. Tais fatos se relacionam a outro fator recorrente nessa área: a grande incidência de erro médico. O correto diagnóstico e tratamento de pacientes acontece em menos de 50 por cento dos casos [2]. Além disso, há uma lacuna de 13 a 16 anos entre a publicação de pesquisas e o momento em que estes resultados chegam à prática médica. A tomada de decisão médica é ainda mais complexa na realização de diagnósticos, visto que depende da análise de dados oriundos de fontes diversas, bem como do conhecimento e da experiência do médico [2].

O Instituto de Medicina dos Estados Unidos (IOM) produziu um relatório intitulado “Errar é Humano” [3], no qual define tipos de erro médico em quatro categorias: diagnóstico, tratamento, prevenção e outros. O primeiro, sendo mais relevante para o presente estudo, abrange erros e demora no diagnóstico, incapacidade de realizar os exames indicados, uso de exames ou tratamentos ultrapassados e a incapacidade de agir conforme os resultados de exames e acompanhamento de pacientes. O relatório concluiu que a maioria dos erros médicos não resultam de negligência individual ou de grupos específicos, e

sim de sistemas, processos e condições falhas que levam pessoas a cometerem erros ou a não serem capazes de preveni-los.

O desenvolvimento tecnológico permitiu muitos avanços na ciência da computação ao lidar com problemas nos serviços de saúde. Tais progressos incluem técnicas de integração de dados, capacidade de pesquisa em larga escala, visualização de dados e arquiteturas modernas capazes de suportar sistemas distribuídos. Porém, tais avanços não foram aplicados nos sistemas disponíveis atualmente. Há muitos desafios em sistemas de saúde que ainda não foram solucionados, como a carga cognitiva em profissionais de saúde oriunda de um grande volume de informações, a gestão de registros médicos que abrangem a vida inteira de um indivíduo e o constante crescimento do conhecimento médico. [4].

A medicina enfrenta desafios que destacam a necessidade de ferramentas que auxiliem médicos a obterem o conhecimento necessário para tomar decisões bem fundamentadas [5]. A Tecnologia da Informação busca solucionar problemas da medicina moderna ao oferecer apoio ao processo decisório por meio de Sistemas de Apoio à Decisão Clínica (SADC). Estes são sistemas de informação que visam melhorar o processo de decisão clínica e, conseqüentemente, aumentar a segurança dos pacientes ao reduzir a incidência de erros médicos. SADCs podem ser utilizados para diversos propósitos, como assistência ao diagnóstico e escolhas de tratamentos. Eles podem ser ainda mais úteis com doenças crônicas, as quais possuem características únicas e necessitam de tratamento personalizado [5].

O desenvolvimento de um sistema móvel para apoiar o diagnóstico de doenças autoimunes é apresentado neste estudo. O artigo é organizado da seguinte forma: o próximo capítulo introduz as características dos SADCs e outras informações relevantes para a construção da hipótese deste trabalho. O capítulo 3 apresenta a aplicação desenvolvida, a metodologia e as técnicas utilizadas no sistema. Em 4, são apresentados os resultados preliminares do estudo. Por fim, o capítulo 5 apresenta as conclusões da pesquisa e discute trabalhos futuros.

2. Trabalhos Relacionados

Os primeiros SADCs foram desenvolvidos em 1970, com o objetivo de serem sistemas que “pensassem” como médicos experientes ao tratar pacientes. O potencial de tais sistemas no auxílio médico ficou evidente desde o início; porém, não passaram da fase de pesquisa, parcialmente devido à falta de aderência e apoio dos clínicos. Os sistemas apenas podiam ser implementados em computadores de larga escala até os anos 80, devido a requisitos de memória e velocidade [2].

A primeira geração de SADCs enfrentava ainda outra dificuldade: os médicos não possuíam tempo disponível para acessar um computador, analisar registros clínicos, inserir suas hipóteses e pesquisar tratamentos. A segunda geração trouxe melhorias que facilitavam o uso e a pesquisa; porém, ainda eram sistemas lentos e não-práticos [6].

Além de atender às demandas dos clínicos, os softwares atuais precisam ser capazes de utilizar de forma inteligente o grande número de informações disponíveis. Até o século passado, o sistema de saúde era baseado apenas em estudos; agora, porém, é necessário que façam uso da tecnologia da informação para adquirir, analisar e compartilhar

o conhecimento oriundo de registros individuais como ficha médica e exames laboratoriais, além de protocolos de tratamento, interações medicamentosas e informações administrativas e financeiras [4]. Destacam-se os seguintes assuntos que devem ser considerados em sistemas de saúde modernos:

- O compartilhamento de dados, que abrange o desafio de sistemas fáceis de utilizar que tenham arquiteturas mais flexíveis para o compartilhamento e a integração de dados;
- A captação de integrações entre médicos e pacientes, garantindo registros médicos completos e precisos, podendo incluir a transcrição e interpretação em tempo real do diálogo entre paciente e profissional;
- Registro de dados disponíveis para assistência, melhoria e pesquisa, visto que a melhoria do sistema de saúde é baseada em dados e deve ser possível agregar a maior quantidade possível desses;
- Desenvolvimento para fatores humanos e organizacionais, para que os sistemas possam auxiliar as pessoas a realizarem ações da forma correta, entendendo as necessidades reais do usuário, eliminando barreiras e evitando erros;
- Suporte a funções cognitivas para profissionais e pacientes, tais como análise de evidências, ferramentas para conexão de evidências ao fluxo de trabalho e agregação de dados de pacientes com uma visualização focada em decisão;
- Suporte a mudanças disruptivas, uma vez que os serviços de saúde irão mudar drasticamente no futuro, e as infraestruturas de tecnologia precisam ser capazes de acomodar tais mudanças.

O maior desafio enfrentado é gerir a grande quantidade de dados integrados. Uma das dimensões mais importantes na gestão de informações médicas inclui o aperfeiçoamento de dados de saúde utilizando anotações e metadados; extração de informações de textos, como anotações médicas; conexão de dados, incluindo exames de sangue, registros clínicos e exames de imagem; interface do usuário, a qual deve fornecer ferramentas capazes de integrar e gerir dados de diferentes fontes; e uso de técnicas de análise que possam auxiliar na resolução de problemas que antes não podiam ser resolvidos [4].

Recentemente, técnicas de Inteligência Artificial (IA) tem sido usadas em Sistemas de Apoio à Decisão Clínica para aumentar a eficiência e a precisão de diagnósticos e, conseqüentemente, minimizar o erro médico. A eficiência da utilização de IA em tais sistemas foi comprovada por diversos estudos, sendo considerado um módulo fundamental do software. Além disso, é relatado que adotar o uso de IA faz com que o sistema ofereça suporte, principalmente, para decisões que são afetadas pela incerteza, nas quais os processos de decisão tendem a ser mais complicados e precisam do conhecimento de especialistas. A combinação de técnicas inteligentes com SADCs resulta em um sistema que apoia e melhora o processo de tomada de decisão, fornecendo padrões comportamentais inteligentes que são capazes de aprender com novos conhecimentos clínicos [7].

A IA é definida como a parte da ciência da computação que tenta tornar computadores mais inteligentes e, para isso, é necessário que haja aprendizagem. Sendo assim, um dos campos mais importantes da IA é o Aprendizado de Máquina, que consiste em algoritmos que aprendem adquirindo conhecimento a partir de uma grande quantidade de dados [8]. Esses sistemas são aprimorados com o tempo, sendo capazes de identificar

novos padrões e fazer deduções a partir de dados com os quais são alimentados. Assim, tornam-se inteligentes e são capazes de prever problemas e inferir possíveis soluções.

A partir do IA surge o campo da Computação Cognitiva que tem o potencial de transformar a medicina personalizada, por serem sistemas que entendem, raciocinam e aprendem, podendo auxiliar as pessoas a aumentarem sua base de conhecimento e sua produtividade. A Computação Cognitiva também utiliza mineração de dados, reconhecimento de padrões e processamento de linguagem natural para imitar a forma como o cérebro humano funciona. O objetivo dessa área de IA é criar sistemas de tecnologia automatizados que sejam capazes de resolver problemas sozinhos [9]. Sendo assim, a maior mudança resultante do crescimento da computação cognitiva acontecerá na área da saúde, visto que a medicina gera um grande volume de dados não-estruturados, como anotações de médicos, exames de raio-x, ressonâncias, e até mesmo mapeamentos genéticos. Tais dados não podem ser inseridos em um simples banco de dados, mas podem ser consumidos por ferramentas cognitivas que tornam-os úteis para pesquisa, diagnóstico e decisões de tratamento [10].

A computação cognitiva vem sendo explorada por grandes empresas nos últimos anos. Por meio do IBM Watson e Microsoft Cognitive Services, as funcionalidades das plataformas cognitivas são expostas para uso através de simples APIs. Pesquisadores da IBM têm estudado a aplicação da Inteligência Artificial na área de saúde desde a década de 90, buscando auxiliar médicos e profissionais da saúde em várias vertentes do tratamento [11]. Um dos principais casos de sucesso da IBM é o Watson for Oncology, que é utilizado auxiliando oncologistas a desenvolver planos de tratamento para seus pacientes. A plataforma adquire conhecimento por meio de literatura, registros médicos, artigos e milhares de páginas de texto [9]. No América do Sul, o Watson for Oncology está sendo implementado pela primeira vez no Hospital de Câncer Mãe de Deus, localizado em Porto Alegre, Rio Grande do Sul [12].

A implementação do Watson na área da saúde representa o primeiro SADC de larga escala com a capacidade de processar tanto informações estruturadas quanto não estruturadas. Esse sistema é capaz de solucionar dois dos principais motivos que levam ao erro médico: a definição prematura do diagnóstico e a incapacidade de ponderar todas as possibilidades [13]. A aplicação da computação cognitiva na saúde representa a produção de informações relevantes para a tomada de decisão e, para profissionais da saúde, a habilidade de fornecer atenção personalizada para pacientes, com diagnósticos precisos e as melhores opções de tratamento. [10].

A capacidade de tais sistemas no auxílio do diagnóstico pode ser explorada para casos complexos em que há dificuldade na tomada de decisão clínica; como, por exemplo, as doenças autoimunes. Doenças autoimunes são um conjunto de doenças complexas caracterizadas pela ativação anormal do sistema imunológico [14]. A dificuldade de diagnóstico desse grupo de doenças acontece por diversos motivos: os sintomas comuns incluem fadiga, dores de cabeça, erupções cutâneas e dores nas articulações, sintomas que são comuns a muitas outras doenças, o que faz com que o processo de diagnóstico seja estendido; muitos desses sintomas aparecem e desaparecem com frequência, o que faz com que os pacientes se sintam frustrados por não conseguirem explicar aos médicos e familiares o que está acontecendo; e, além disso, é possível que os sintomas não estejam presentes no momento da consulta com o médico, dificultando a investigação. [15]. O

diagnóstico precoce e o consequente tratamento com imunossuppressores é essencial para diminuir os danos, a perda funcional e reduzir a mortalidade associada com a doença. [14].

Novas ferramentas oferecem a possibilidade de melhores cuidados para pacientes, mas também podem aumentar a complexidade. O uso de sistemas deve ser simples o suficiente para que estes possam ser aliados do médico no processo de diagnóstico. Sendo assim, a seguinte hipótese foi criada: o desenvolvimento de uma aplicação móvel apoiada por uma arquitetura de Inteligência Artificial de grande porte pode auxiliar no diagnóstico de doenças autoimunes sem aumentar a complexidade das ações do médico, tornando-a efetivamente aplicável?

Organizações de saúde investem com frequência em tecnologia da informação. Sistemas que foram implementados visam automatizar tarefas e processos, agindo como substitutos para formulários em papel, ao invés de oferecer suporte para as tarefas cognitivas dos profissionais. Além disso, o desenvolvimento de tais sistemas não segue princípios de interação humano-computador, com designs que aumentam a complexidade e, assim, a incidência de erros [4]. Alguns dos SADCs sendo usados atualmente incluem o DXplain [16] e o *Isabel* [17].

O sistema DXplain foi desenvolvido em 1984 no Massachusetts General Hospital, com o objetivo de ser um livro médico eletrônico e um sistema de referência médica. A partir de dados clínicos inseridos no sistema, como sintomas e resultados de exames laboratoriais, é gerado uma lista de diagnósticos possíveis, como exibido na figura 1. O DXplain apresenta a explicação para cada diagnóstico e mais informações sobre as doenças. O produto passou a ser distribuído em versões web a partir de 1996 [16].

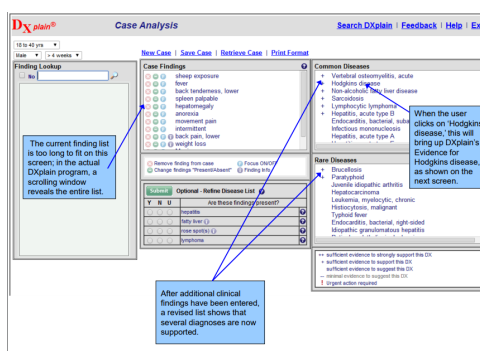


Figura 1. Demonstração do sistema DXplain

Isabel é um sistema web para clínicos e para estudantes de medicina. Com a entrada de dados clínicos, o sistema busca diagnósticos e medicamentos possíveis para o paciente, como exibido na figura 2; Além disso, emite alertas quando necessário. Isabel já foi testado em mais de 23 estudos e testes clínicos [17]. Apesar da qualidade dos sistemas, os autores destacam a lentidão para a adoção dos mesmos, visto que os profissionais da saúde possuem restrição de tempo para realizar os atendimentos, não havendo tempo disponível, ou incentivos, para a incorporação de inovações na prática clínica.

A partir da análise dos sistemas existentes, percebe-se que os mesmos carecem de uma experiência de usuário que facilite a sua utilização, bem como em estarem disponíveis de forma que possam ser utilizados sem atrapalhar a rotina médica. Além disso, os sistemas não oferecem suporte a funções cognitivas, que poderiam auxiliar o profissi-

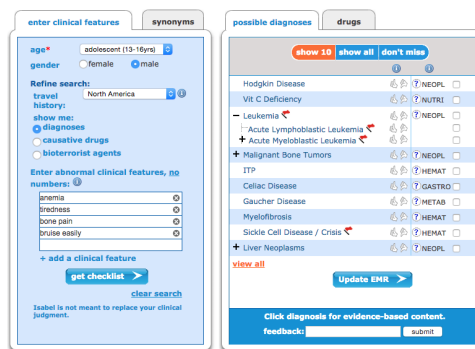


Figura 2. Demonstração do sistema Isabel

onal de saúde na tomada de decisão. O sistema desenvolvido no presente trabalho busca solucionar tais lacunas nos sistemas atualmente disponíveis.

3. CODA: Cognitive Decision Assistant

Este capítulo apresenta o CODA: do inglês Cognitive Decision Assistant, o CODA é um assistente de decisão cognitivo que é capaz de lidar com uma grande quantidade de dados. O sistema é uma aplicação intuitiva que ajuda médicos e pacientes a gerir sintomas, exames e consultas, com o objetivo de auxiliar tanto no diagnóstico quanto no tratamento de doenças complexas. A aplicação integra pacientes e médicos. Os pacientes podem inserir seus próprios dados, que são usados para gerar painéis de visualização inteligentes para auxiliar médicos na tomada de decisões. A partir deste compartilhamento de dados, o sistema é capaz de aprender e se aprimorar.

O software suporta funções cognitivas relevantes, como gravação de interações entre paciente e médico, e a extração de informações a partir de textos, as quais foram implementadas no CODA através de transcrições em tempo real de consultas.

Ademais, percebe-se que é de grande importância que o sistema se adapte a rotina do médico, estando assim disponível em dispositivos móveis; e que possa registrar informações completas de pacientes, para tal um aplicativo para pacientes estará disponível, no qual poderão registrar todos seus sintomas diariamente e esses serão integrados ao sistema.

Sendo assim, a tabela 1 apresenta um resumo dos principais pontos levantados, analisando quais estão disponíveis nos sistemas pesquisados e demonstrando como o CODA irá se diferenciar desses. Tais pontos foram definidos conforme as informações levantadas nas seções anteriores, demonstrando as necessidades atuais de um sistema de decisão clínica.

A partir dos dados apresentados anteriormente, percebe-se que a criação de um sistema intuitivo e acessível através de dispositivos móveis seria adequável ao dia-a-dia do médico. Além disso, a inserção e a análise de dados poderiam ser facilitadas com o uso de tecnologias de Inteligência Artificial. Sendo assim, fazendo uso de IA, o sistema proposto terá a capacidade de análise de uma grande quantidade de dados não-estruturados, derivando insights a partir deles e auxiliando no diagnóstico médico.

Tabela 1. Comparação entre Sistemas de Apoio à Decisão Clínica

	DXplain	Isabel	CODA
Integração de dados	X	X	X
Transcrição em tempo real	-	-	X
Sistema intuitivo	-	X	X
Registro de dados pelo paciente	-	-	X
Visualização focada em decisão	-	-	X
Suporte a mudanças disruptivas	-	-	X
Extração de informações de dados não-estruturados	-	X	X
Mobilidade	-	X	X

3.1. Metodologia e Tecnologias para Desenvolvimento

O estudo foi desenvolvido com o uso do método de pesquisa exploratório, no qual, através de pesquisas em literaturas, foi possível adquirir conhecimento em assuntos como Inteligência Artificial e Sistemas de Apoio à Decisão Clínica. Para a validação do sistema, a abordagem qualitativa foi utilizada por meio de uma entrevista com uma profissional de saúde para obter *insights* sobre o sistema desenvolvido.

A partir da necessidade de construir um sistema para dispositivos móveis, optou-se por desenvolver uma aplicação móvel híbrida. Aplicações nativas possuem curva de aprendizagem e custos altos; portanto, o desenvolvimento de uma aplicação híbrida é mais rápido e custa menos, visto que um único código pode ser utilizado para sistemas operacionais diferentes, como iOS e Android. Uma aplicação híbrida pode, assim como a nativa, ser publicada em lojas de distribuição e instalada nos dispositivos [18].

A aplicação foi desenvolvida utilizando o framework Ionic, ferramenta que permite a construção de aplicativos através de tecnologias web como HTML, CSS e Javascript, oferecendo componentes que facilitam o uso de funcionalidades nativas [18]. Além disso, para possibilitar a correta separação de responsabilidades, é recomendado que seja utilizado uma arquitetura Single Page Application (SPA). SPAs são aplicações web completas que possuem apenas uma página. A maior parte da lógica de negócio é implementada no lado do cliente, enquanto o servidor é usado como uma API para funcionalidades como autenticação e persistência de dados, o que torna tais aplicações muito mais rápidas e capazes de fornecer feedback constante para usuários; assim, melhorando sua experiência [19].

Existem diversos frameworks Javascript para aplicações SPA que facilitam a separação de responsabilidades e permitem a construção de componentes reutilizáveis e testáveis, sendo um dos mais populares o Angular. O framework foi desenvolvido pelo Google e fornece funcionalidades para lidar com entradas de usuários, manipulação de dados no lado do cliente e controle de elementos. O Angular fornece APIs e estrutura para criar códigos complexos de forma simples e rápida. Além disso, o design modular facilita a manutenção do código. Os principais benefícios incluem: (1) data binding, a conexão entre dados e elementos em HTML; (2) extensibilidade, pois os componentes podem ter implementações customizadas; (3) limpeza de código, o que força os programadores a escreverem código limpo e lógico; (4) reutilização, facilitando a escrita de código reuti-

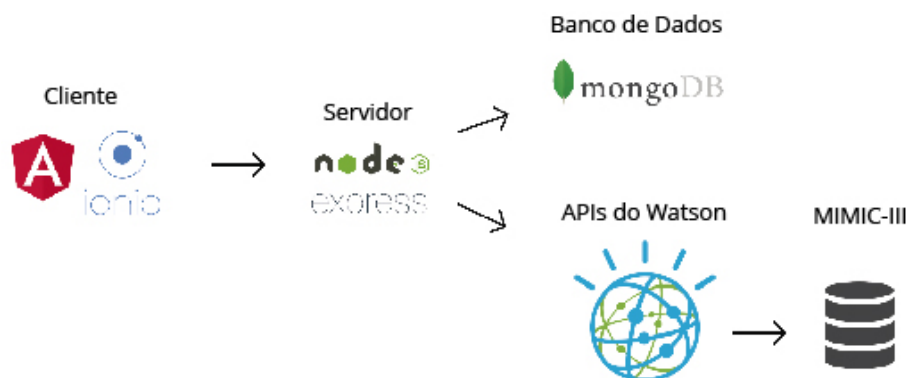


Figura 3. Arquitetura do sistema CODA

lizável; (5) suporte, visto que o projeto é financiado pelo Google; e (6) compatibilidade, por usar TypeScript, a integração do Angular com o ambiente de desenvolvimento é facilitada [20].

Enquanto a visualização do sistema é definida e controlada pelo Angular, os serviços backend foram escritos em Node.js, com o módulo Express servindo de servidor web, e os dados armazenados em um banco de dados MongoDB. Node.js é um framework escrito puramente em JavaScript e usado para serviços de backend e para o lado do servidor. O servidor web roda diretamente na plataforma Node.js através de um módulo. Os principais benefícios incluem a possibilidade de utilizar JavaScript tanto no lado do cliente quanto no lado do servidor [20].

O MongoDB, um banco de dados NoSQL, foi utilizado para armazenagem de dados. Ao invés de utilizar um banco de dados relacional, o modelo de documentos do NoSQL armazena dados como objetos JSON. O banco de dados é rápido, escalável e fácil de ser implementado. Ademais, possui uma ótima performance quando comparado com outros disponíveis. O formato de documentos é similar ao formato utilizado por scripts no servidor e no cliente. Além disso, não é susceptível a SQL injection [20].

A fim de fornecer as funcionalidades de computação cognitiva do sistema, esse foi integrado ao IBM Watson, o qual fornece estas funcionalidades para consumo por meio de APIs. Foram criadas instâncias dos serviços utilizados e, com as credenciais geradas, integradas ao servidor Node.js da aplicação. O sistema utiliza instâncias dos serviços Watson Discovery e Watson Speech-To-Text. O Watson Discovery permite extrair insights a partir de dados não-estruturados; neste caso, os registros, sintomas e consultas dos pacientes. Inicialmente, o serviço foi alimentado com o MIMIC-III [21], uma base de dados de saúde de mais de quarenta mil pacientes cedida pelo MIT para pesquisadores, e que teve o uso autorizado para o presente estudo. Já o Watson Speech-To-Text permite a conversão de áudio em texto escrito, que foi usado para transcrever consultas em tempo real e armazenar o texto nos registros do paciente.

As tecnologias utilizadas permitiram o desenvolvimento de um sistema móvel, com a interface intuitiva e que facilita a experiência dos usuários. A arquitetura do sistema pode ser visualizada na figura 3.

O aplicativo possui duas interfaces diferentes, que são distribuídas de forma separada - uma para médicos e outra para pacientes. A tabela 2 apresenta os requisitos

funcionais da aplicação para pacientes, e a tabela 3 apresenta os requisitos funcionais da aplicação para médicos.

Tabela 2. Requisitos funcionais do aplicativo para pacientes

	Descrição
RF01	O usuário faz o download do aplicativo a partir do link enviado pelo médico
RF02	O usuário faz seu cadastro, inserindo seus dados pessoais, e o CRM do médico é inserido automaticamente após o usuário digitar seu CPF, e não pode ser alterado.
RF03	O usuário faz login para ter acesso as funcionalidades do sistema.
RF04	O usuário registra sintoma, data e hora e, opcionalmente, adiciona descrição e imagem.
RF05	O usuário altera ou deleta um registro inserido.
RF06	O usuário visualiza calendário com registros inseridos.

Tabela 3. Requisitos funcionais do aplicativo para médicos

	Descrição
RF07	O usuário faz seu registro inserindo seus dados profissionais.
FR08	O usuário faz login para ter acesso as funcionalidades do sistema.
RF09	O usuário cadastra o paciente, inserindo nome, data de nascimento e CPF.
FR10	O usuário envia convite para o paciente fazer download do aplicativo.
RF10	O usuário seleciona o paciente desejado e visualiza seus dados.
RF12	O usuário visualiza registros inseridos pelo paciente.
RF13	O usuário insere exames de laboratório e de imagem do paciente.
RF14	O usuário captura o áudio durante a consulta, que é transcrito em tempo real e armazenado como texto nos registros do paciente.
RF15	O usuário visualiza sugestões de diagnóstico para o paciente, de forma gráfica, com base nos dados inseridos.

Os requisitos não funcionais são apresentados na tabela 4. Estes são aspectos que envolvem todo o sistema e são normalmente mais críticos do que os apresentados anteriormente [22].

Após o levantamento de requisitos, o diagrama de casos de uso foi desenvolvido. Este apresenta todas as interações que foram descritas nos requisitos do sistema. Apresenta-se como atores do sistema os usuários Paciente e Médico, e o sistema externo que estará conectado ao sistema proposto, o Watson. O diagrama de casos de uso pode ser visualizado na figura 4.

Tabela 4. Requisitos não funcionais do sistema

	Descrição
RNF01	O sistema necessita de conexão com a internet.
RNF02	Sistema integrado com API Watson Discovery e Watson Speech-To-Text.
RNF03	Sistema desenvolvido para plataformas iOS e Android.
RNF04	Sistema desenvolvido utilizando os frameworks Angular e Ionic.
RNF05	Back-end desenvolvido utilizando NodeJS e Express.
RNF06	Sistema se comunica com um banco de dados MongoDB.
RNF07	Possui duas interfaces distintas, uma para pacientes e outra para médicos.
RNF08	O código do sistema deverá ser documentado.

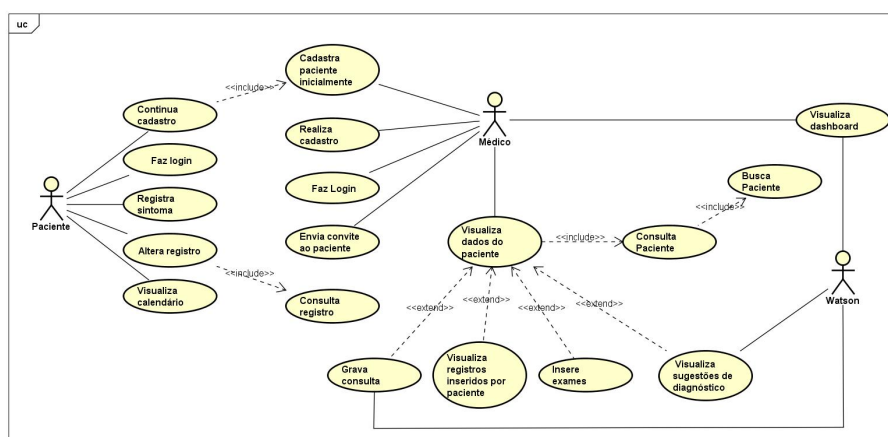


Figura 4. Diagrama de Casos de Uso

4. Resultados

O aplicativo desenvolvido apresenta uma interface simples e intuitiva, com o objetivo de tornar a utilização mais fácil para o usuário. O aplicativo destinado a pacientes é exibido a seguir. As figuras 5 e 6 apresentam as telas iniciais do aplicativo, que permitem o usuário acessar o sistema ou então criar uma conta nova. Em seguida, as figuras 7 e 8 exibem os sintomas já inseridos pelo usuário no sistema, tanto no formato de lista quando no formato de calendário, para que o usuário possa visualizar os sintomas agrupados por dia e ordenados por horário. Por fim, a figura 9 apresenta a tela para inserção de um novo sintoma.

Em seguida, algumas telas do aplicativo destinado para uso dos médicos são exibidas. A figura 10 apresenta a tela inicialmente exibida para o médico, onde é possível pesquisar os pacientes cadastrados. Após selecionar um paciente, a página com os dados do mesmo é mostrada, conforme figura 11; nesta, é possível visualizar os exames, sintomas, registros de consultas e insights gerados pelo watson relacionados ao paciente selecionado - tais ações são exibidas nas figuras 12, 13, 14 e 15.

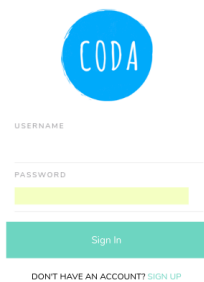


Figura 5. Tela de login

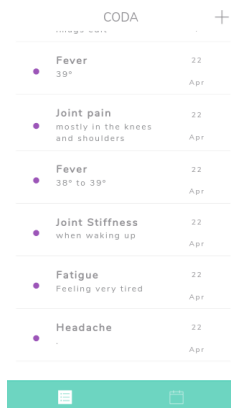


Figura 7. Tela de lista de sintomas

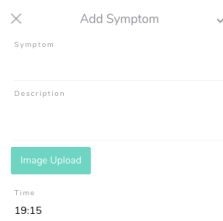


Figura 9. Tela de novo sintoma

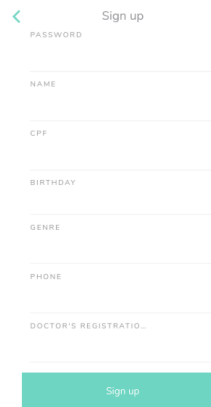


Figura 6. Tela de registro

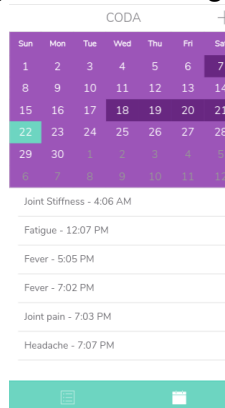


Figura 8. Tela de calendário

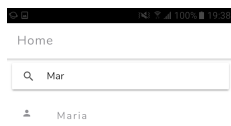


Figura 10. Tela de busca de usuários

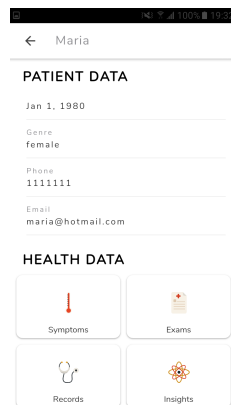


Figura 11. Tela de dados do paciente

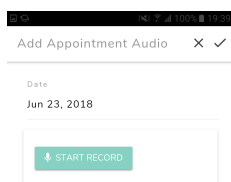


Figura 12. Tela de adição de áudio

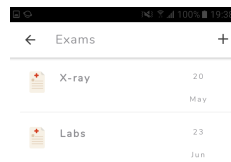


Figura 13. Tela de listagem de exames

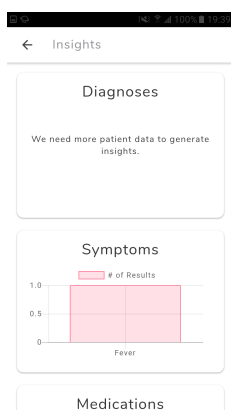


Figura 14. Tela de Insights

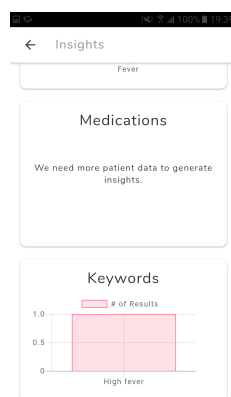


Figura 15. Tela de Insights

O uso das APIs Watson permitiu integração completa de dados inseridos tanto por pacientes quanto por médicos. Consultas, por exemplo, são gravadas e imediatamente transcritas usando o Watson Speech to Text. O texto transcrito é enviado para o Watson Discovery, associado com a ID do paciente. O código 1 demonstra a adição de um novo arquivo de áudio ao sistema, que é enviado a API de Speech to Text e o texto transcrito é retornado. O texto é então enviado para a API Discovery, onde é utilizado para aprimorar o conhecimento do sistema acerca do paciente e de suas condições de saúde.

```
1 var file = req.file;
2   const params = {
3     audio: fs.createReadStream(file.path),
4     content_type: file.mimetype,
5     timestamps: true,
6     word_alternatives_threshold: 0.9,
7   };
8
9   speech_to_text.recognize(params, function (error, transcript) {
10    if (error)
11      res.status(415).send(error);
12    if (transcript) {
13      const transcribedText = transcript.results[0].alternatives[0].transcript;
14      const patientId = req.body.patientId;
15      ...
16      WatsonDiscovery.addDocument(patientId, 'Transcription', transcribedText);
```

Listing 1. Transcrição para o Waton API

A aplicação é então capaz de consultar o Watson Discovery em informações específicas armazenadas no histórico médico do paciente, que foi integrado no sistema. Por exemplo, ao utilizar a ID do paciente e um sintoma (febre, no exemplo), conforme exibido no código 2, o Watson Discovery é capaz de buscar informações relevantes que assistam o médico na tomada de decisões.

Os trechos de texto que mencionam a consulta inserida são retornados junto de entidades e conceitos considerados relevantes com base no conhecimento que o sistema adquiriu. Neste exemplo, febre e rigidez articular são identificadas como entidades no texto, e sintomas foi destacado como um conceito altamente relevante. O tipo de arquivo e o usuário também são retornados no resultado.

```
1 "results": [
2   {
3     "text": "Patient presented fever and strong headache for three days. There was also joint stiffness in the
4     mornings.",
5     "enriched_text": {
6       "entities": [
7         {
8           "count": 1,
9           "text": "joint stiffness",
10          "relevance": 0.650141,
11          "type": "HealthCondition",
12        },
13        {
14          "count": 1,
15          "text": "fever",
16          "relevance": 0.455935,
17          "type": "HealthCondition"
18        }
19      ],
20      "concepts": [
21        {
22          "text": "Symptoms",
23          "relevance": 0.948422
```

```

24     }
25   ]
26 },
27   "type": "Transcription",
28   "user": "5a634b2a3e765520bd040fc"
29 }
30 ]

```

Listing 2. Resultados de consulta no Watson

O sistema foi previamente treinado com dados do banco de dados MIMIC-III [21]. Isto permitiu que a aplicação aprendesse com casos médicos anteriores e estivesse mais preparada para identificar e retornar informações relevantes. Além disso, é possível consultar o sistema em relação a todos os dados que contém. Porém, tal funcionalidade estaria sujeita a aprovação governamental do compartilhamento de dados médicos e também autorização dos pacientes. As funcionalidades descritas empoderam médicos ao tomar decisões de diagnóstico de forma mais rápida e precisa. Conforme mais dados são inseridos, e mais treinamento é realizado, o mais eficiente o sistema se torna.

O sistema desenvolvido foi apresentado a uma profissional de saúde, que foi questionada sobre as funcionalidades do mesmo, as perspectivas de uso no cenário atual, e a relevância do mesmo. A médica relatou que acredita na importância do sistema, bem como no fato de o uso de inteligência artificial fazer parte do futuro da medicina. Entre os pontos levantados sobre a importância das funcionalidades do CODA, destacou que há grande dificuldade de diagnosticar doenças autoimunes e que este é um processo demorado; além disso, que há muitas doenças pouco conhecidas e que não são citadas durante a faculdade, além de outras doenças que vem sendo descobertas nos últimos anos, o que também resulta na complexidade de diagnóstico. A profissional acredita que o sistema desenvolvido é de grande relevância, mas que pode enfrentar dificuldade na adesão pois tanto os médicos quanto os pacientes são relutantes em utilizar sistemas. Para solucionar tal problema, sugeriu a parceria com clínicas e hospitais, tornando a utilização mandatória, bem como o compartilhando das informações do paciente por todos os médicos que acompanham o seu tratamento.

5. Conclusões

A grande incidência de erro médico acarreta na demora e dificuldade do diagnóstico médico, principalmente em casos complexos, como o de doenças autoimunes. Sistemas de Apoio à Decisão Clínica vêm buscando solucionar esse problema desde a década de 70; porém, obtiveram pouca aderência devido à dificuldade de uso, a falta de adaptação a rotina do médico e outras complexidades elencadas ao longo do estudo. Assim, percebe-se a oportunidade de utilizar ferramentas de Computação Cognitiva para fornecer o suporte necessário para melhorar o processo de tomada de decisão, visto que o sistema passa a aprender com as mudanças disruptivas da medicina. Além disso, é possível capturar a interação entre o médico e paciente, tornando possível um registro preciso e completo de todas as informações do mesmo.

A partir da pesquisa realizada, foi desenvolvido o CODA, um sistema móvel de apoio à decisão clínica que utiliza Computação Cognitiva. Os requisitos e diagramas apresentados demonstram as funcionalidades que estão disponíveis na aplicação. Esse foi desenvolvido utilizando uma tecnologia híbrida, com Angular e Ionic como frontend, estando disponível em dispositivos móveis. O servidor em Node.js conectando-se com

um banco de dados MongoDB e, para fornecer as capacidades de Computação Cognitiva, também está conectado as APIs do Watson.

A aplicação poderia ser aperfeiçoada, primeiramente, com treinamento, visto que é o que possibilita ao sistema aprender e evoluir; além disso, sugere-se a utilização de uma funcionalidade de reconhecimento visual que poderia gerar um relatório preliminar baseado em exames de imagem inseridos na aplicação, alertando médicos imediatamente quando necessário.

O desenvolvimento do sistema proposto permitiu demonstrar como funcionalidades cognitivas podem ser utilizadas para aperfeiçoar o processo de diagnóstico, tanto para médicos quanto para pacientes, permitindo que diagnósticos sejam feitos de forma mais precisa e rápida, permitindo que pacientes tenham acesso ao tratamento antes e que tenham mais chances de melhora.

Referências

- [1] Bennett, CC e Hauser, K. (2012) “Artificial intelligence framework for simulating clinical decision-making: A Markov decision process approach.”, *Artif Intell Med* <http://dx.doi.org/10.1016/j.artmed.2012.12.003>, Dezembro.
- [2] Sabbatini, R (1993) “Uso do Computador no Apoio ao Diagnóstico Médico”. Em *Revista Informédica*, páginas 5-11.
- [3] Institute of Medicine (1999) “To Err Is Human: Building A Safer Health System”. <http://www.nationalacademies.org/hmd/~/media/Files/Report%20Files/1999/To-Err-is-Human/To%20Err%20is%20Human%201999%20%20report%20brief.pdf>, Novembro
- [4] Stead W (2009) “National Research Council (US) Computational Technology for Effective Health Care: Immediate Steps and Strategic Directions”. Washington, DC. National Academies Press.
- [5] Moon, J. e Galea, M. (2016) “Improving Health Management through Clinical Decision Support Systems”. IGI Global, 1ª edição.
- [6] Yuan, M. (2011) “Watson and Healthcare. How natural language processing and semantic search could revolutionize clinical decision support”. Developer Works.
- [7] A. J. Aljaaf, D. Al-Jumeily, A. J. Hussain, P. Fergus, M. Al-Jumaily and K. Abdel-Aziz (2015) “Toward an optimal use of artificial intelligence techniques within a clinical decision support system,” *Science and Information Conference (SAI)*, London, 2015, pp. 548-554.
- [8] Kononenko, I. “Machine Learning for Medical Diagnosis: History, State of the Art and Perspective” In *Artificial Intelligence in Medicine*, Volume 23, Issue 1, 2001, Pages 89-109, ISSN 0933-3657, [https://doi.org/10.1016/S0933-3657\(01\)00077-X](https://doi.org/10.1016/S0933-3657(01)00077-X).
- [9] M. Janakiram. (2017) “How IBM and Microsoft are disrupting the healthcare industry with cognitive computing,” *Forbes*, January.
- [10] M. Ahmed, A. Toor, K. O’Neil, and Friedland, D. (2017) “Cognitive Computing and the Future of Health Care,” *Pulse*. <https://pulse.embs.org/may-2017/cognitive-computing-and-the-future-of-health-care/>, May.

- [11] IBM Archives (2013) “Healthcare chronology 1992 - 2013”. https://www-03.ibm.com/ibm/history/exhibits/healthcare/healthcare_ch4.html , Janeiro.
- [12] IBM (2017) “Hospital do Câncer Mãe de Deus vai utilizar Watson for Oncology” <https://www.ibm.com/blogs/robertoa/2017/06/hospital-do-cancer-mae-de-deus-vai-utilizar-watson-for-oncology-para-tratar-pacientes/>, Junho.
- [13] C. Castaneda, K. Nalley, C. Mannion, P. Bhattacharyya, P. Blake, A. Pecora, A. Goy, and K. Suh, “Clinical decision support systems for improving diagnostic accuracy and achieving precision medicine,” in *Journal of Clinical Bioinformatics*, 2015, pp. 5-4.
- [14] Giacomelli, R. et al (2017). “International consensus: What else can we do to improve diagnosis and therapeutic strategies in patients affected by autoimmune rheumatic diseases (rheumatoid arthritis, spondyloarthritis, systemic sclerosis, systemic lupus erythematosus, antiphospholipid syndrome and Sjogren’s syndrome)?: The unmet needs and the clinical grey zone in autoimmune disease management.”. Em *Autoimmunity Reviews*, páginas 911-924. Setembro.
- [15] Cassel, D. e Rose, N. (2003). “The Encyclopedia of Autoimmune Diseases”. Facts on File.
- [16] MGH LCS (2017) “Using Decision Support To Help Explain Clinical Manifestations Of Disease” <http://www.mghlcs.org/projects/dxplain>
- [17] Moore, M. e Loper, K. (2011) “An Introduction to Clinical Decision Support Systems.” Em *J Electron Resour Med Libr*, páginas 348-366.
- [18] R. Khanna, S. Yusuf, and H. Phan, “Tonic: Hybrid Mobile App Development”, Packt, June, 2017.
- [19] G. Fink, I. Flatow. “Pro Single Page Application Development,” Apress, May 2014.
- [20] B. Dayley, “Node.js, MongoDB, and AngularJS Web Development (Developer’s Library),” Addison-Wesley Professional, June 2014.
- [21] Johnson A., Pollard T., Shen L., Lehman L., Feng M., Ghassemi M., Moody B., Szolovits P., Celi L., e Mark R. (2016) “MIMIC-III, a freely accessible critical care database”. <https://www.nature.com/articles/sdata201635>
- [22] Sommerville, I. (2011) “Engenharia de Software”, Pearson Prentice Hall. 9ª edição.
- [23] Laboratory of Computer Science, Massachusetts General Hospital. “DXplain Demo”. <http://dxplain.org/demo2/dxpdemo.pdf>