

Alunos: Andy Silva Barbosa, Rafael Zacarias Palierini, Rubens de Araujo Rodrigues Mendes e Vitor Acosta da Rosa.

Orientador: Prof. Dr. Paulo Sérgio Silva Rodrigues (psergio@fei.edu.br)



DR. ALEX: UM AGENTE ARTIFICIAL PARA INTERATIVIDADE EM AMBIENTES MÉDICO-HOSPITALAR

Resumo: O problema de quedas em hospitais sempre foi uma preocupação recorrente, sendo a queda responsável por uma parcela significativa de internações. Como consequência do crescimento de pacientes buscando informações médicas em redes sociais, que não possuem necessariamente origem de agentes da saúde, este trabalho propôs implementar uma metodologia para a construção de um agente interativo-virtual inteligente, batizado neste trabalho de Dr. Alex, para previsão de risco de queda de pacientes e auxiliá-los em ambientes médico-hospitalar. O agente utiliza informações visuais capturadas por uma câmera e informações clínicas e não-clínicas do paciente para estimar o risco de queda do paciente em tempo real e auxiliá-lo se comunicando com paciente através da interpretação e geração de diálogos. Utilizando as bases SUZUKI-ADULT-DM2 para extrair as informações clínicas e a SHANKAR-OLDER para extrair as informações não-clínicas, foi obtido uma acurácia de 82,60% com o algoritmo XGBoost para a classificação do risco de queda na primeira base e 85,86% para a segunda base. Para as informações visuais, foi comparado como dois algoritmos de detecção de pose desempenham a tarefa de estimativa de queda dentro de cinco categorias de queda e os resultados mostraram que a previsibilidade de risco de queda pode ser melhorada em até 6,44% em casos onde o paciente está sentando e suas informações clínicas e não-clínicas estão com probabilidade alta desse risco, na faixa de até 100%. Para a comunicação do paciente foi utilizado a rede BERT, que foi treinada com a base de diálogos médicos (MedDialog), para compreender falas e se comunicar com o paciente. Como resultado, obteve-se uma perplexidade de 12,001 quando refinada em bases de diálogos médicos, mostrando ser capaz de fazer recomendações médicas gerais e responder perguntas e indicações dos pacientes hospitalizados.

Descrição: Não é de hoje que existe o problema de quedas de pacientes em hospitais, as consequências podem variar desde uma leve lesão até um resultado fatídico, com o paciente evoluindo a óbito. Entretanto, de acordo com a literatura recente a respeito de risco de queda, pode-se notar que a maioria dos trabalhos possui foco em detecção de queda ao invés de predição especificamente. Também foi observado na literatura que as informações clínicas e não-clínicas não contam, ainda, com uma padronização sobre a estrutura dos atributos encontrados nas diversas bases de dados. Paralelamente, o processamento de linguagem natural (NLP) tem-se desenvolvido significativamente na década recente, permitindo o surgimentos de agentes inteligentes capazes de reproduzir diálogos humanos. Assim, este trabalho propôs implementar uma metodologia para a construção de um agente interativo-virtual inteligente, o qual foi nomeado de Dr. Alex, para a previsão de risco de queda de pacientes, utilizando-se de suas informações clínicas, não-clínicas e visuais, e auxiliá-los em ambientes médico-hospitalar com processamento de linguagem natural, fornecendo assim melhores recomendações ao paciente. Os resultados obtidos na metodologia proposta demonstram que o método estudado é promissor, haja vista que as informações visuais, quando combinadas às informações clínicas e não-clínicas, promovem um aumento da previsibilidade dependendo da categoria da queda e, juntamente com a rede de NLP, é possível fazer recomendações médicas gerais e responder perguntas e indicações dos pacientes hospitalizados.

Metodologia utilizada: O problema foi dividido em sete etapas como apresenta o diagrama da Figura 1. O Bloco 1 é responsável por capturar informações visuais e ao ser alimentado com a estimativa de queda do Bloco 2, retorna uma probabilidade de queda. O Bloco 2 utiliza bases de dados de informações clínicas e não-clínicas para realizar a classificação do risco de queda com os algoritmos SVM, MLP e XGBoost. O Bloco 3 realiza a junção das duas probabilidades dos blocos 1 e 2 através do classificador probabilístico Naive Bayes. O Bloco 4 é responsável pelo processamento de linguagem natural hospitalar utilizando a rede BERT que será utilizada para se comunicar com o paciente, está rede deverá ser treina com a base de diálogos médicos (MedDialog) do Bloco 7. Por fim, o Bloco 5 irá unir a estimativa final do risco de queda do Bloco 3 com a rede BERT já refinada do Bloco 4 para atender as solicitações do paciente, Bloco 6, com base no seu risco de queda.

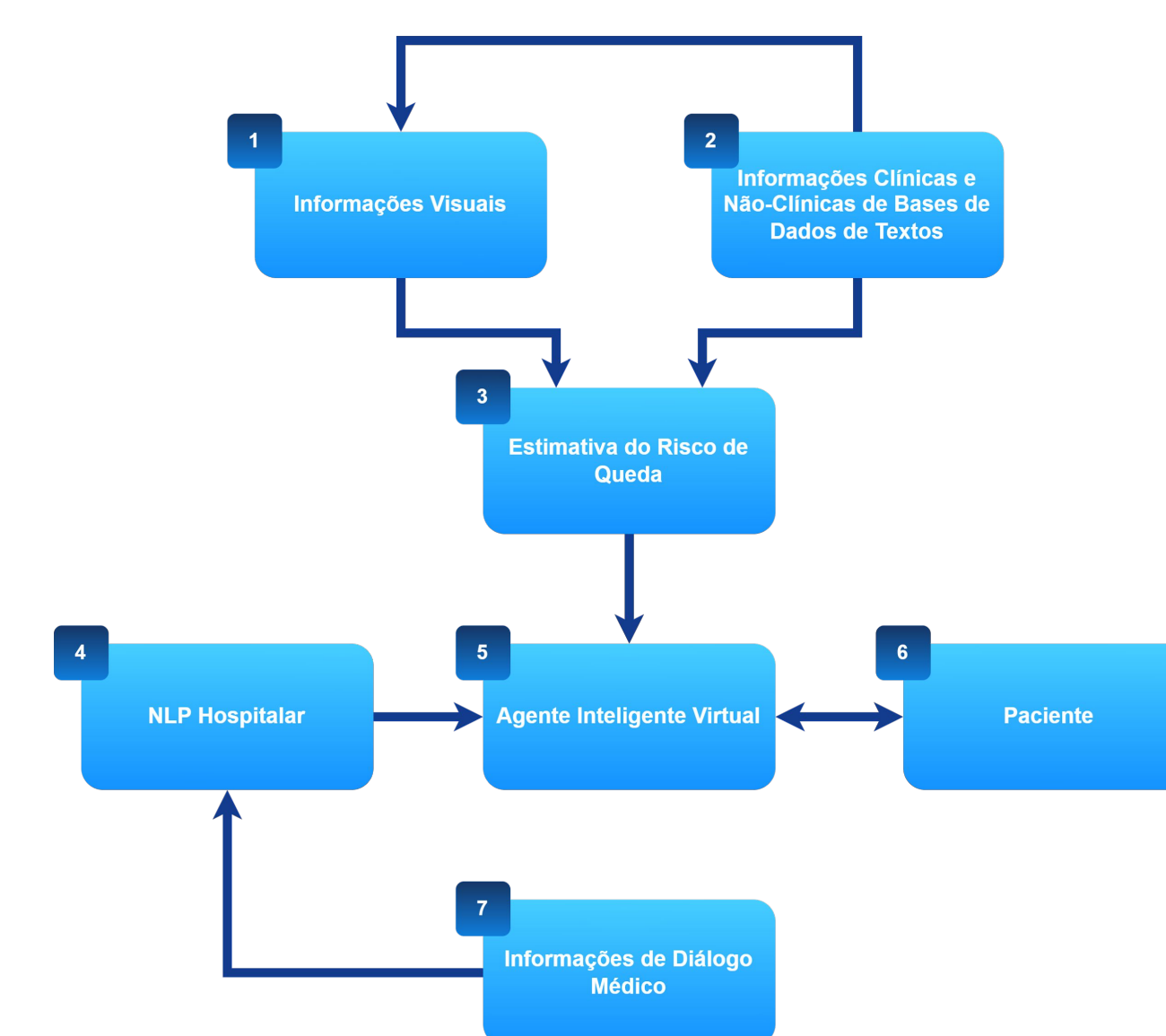


Figura 1 – Fluxograma da metodologia proposta.

Resultados: Foi possível observar que a probabilidade das informações clínicas e não-clínicas tiveram impacto nas informações visuais, visto que melhora a probabilidade de queda conforme o risco das informações clínicas e não-clínicas aumenta, a Figura 3 demonstra o incremento. Os algoritmos de aprendizado de máquina, quando baseados nas informações clínicas e não-clínicas, mostraram-se capazes de classificar com alta assertividade o risco de queda dos pacientes. A Tabela 1 exhibe que o algoritmo XGBoost alcançou mais de 80% de acurácia nas duas bases de dados testadas. A Tabela 2 apresenta o melhor modelo de NLP obtido, com perplexidade de 12,011, o que indica a capacidade do modelo de gerar diálogos e responder o paciente. A Tabela 3 demonstra uma resposta gerada, que é satisfatória e atende ao contexto da pergunta ao recomendar medicamentos específicos ao problema.

Métricas	SVM		XGBoost		MLP	
	Acur.	AUC	Acur.	AUC	Acur.	AUC
Base. Diabetes, T2	79,26%	66%	82,60%	66,84%	79,71%	62,26%
Base. Idosos, T2	85,89%	75,46%	85,86%	62,43%	90,77%	70,31%

Tabela 1 – Resultados dos algoritmos para as informações clínicas e não clínicas.

Experimento 8 (100%)	
Métrica	Resultado
Perplexidade	12.011
BLEU-2	0.0362
BLEU-4	0.008
METEOR	0.1243
NIST	0.4291

Tabela 2 – Resultados obtidos pela rede NLP

Pergunta	Resposta gerada
I've been feeling sick and with fever. What should I do?	hi, thanks for using healthcare magithe fever could be due to viral fever. you can take paracetamol or ibuprofen for fever. if symptoms persist, you can consult a physician and get evaluated. you may need to undergo a complete blood count, urine re / mc, urine culture and sensitivity

Tabela 3 – Respostas geradas pela rede NLP refinada.

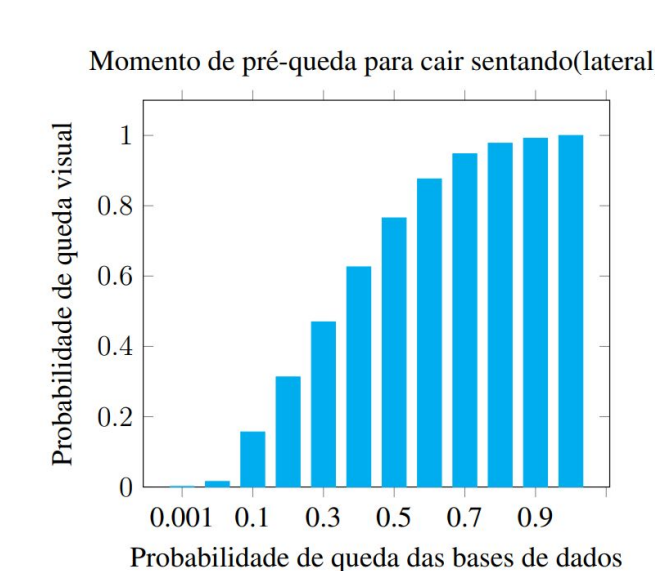


Figura 2 – Probabilidade de queda visual utilizando o BlazePose

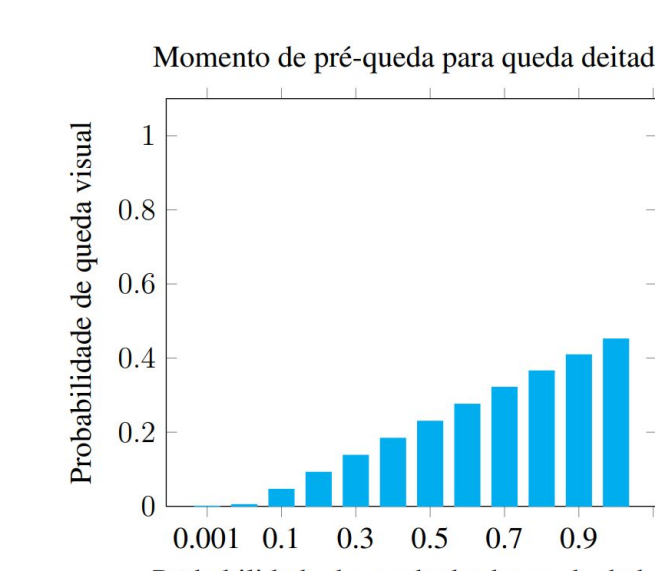


Figura 3 – Probabilidade de queda visual a) utilizando somente o BlazePose e b) BlazePose com as informações clínicas e não clínicas.

Conclusão: Este trabalho demonstrou que é possível implementar um agente inteligente que comunique-se com o paciente e que preveja quedas em ambientes hospitalares. É exequível uma melhoria de 6,44% nas informações visuais para quedas sentando (ângulo frontal) em casos que o risco de queda das informações clínicas e não-clínicas é alto, na faixa de até 100%. O que indica que as informações visuais podem ser ainda mais precisas para o cálculo do risco de queda. A acurácia média de 84,23% do risco de queda para as informações clínicas e não-clínicas mostra que é capaz fornecer uma boa estimativa do risco de queda de pacientes através do aprendizado de máquina. A perplexidade de 12.011, assim como as respostas geradas analisadas, demonstrou a habilidade da rede NLP de gerar respostas equiparáveis à humanos.