**Machine learning algorithm to predict delirium from emergency department data**

(Lee, Mueller, Nick Street, & M. Carnahan, 2021)

Lee, S., Mueller, B., Nick Street, W., & M. Carnahan, R. (2021). Machine learning algorithm to predict delirium from emergency department data. *BMJ*. https://doi.org/https://doi.org/10.1101/2021.02.19.21251956

(Lee et al., 2021)

Resumo:

Introdução: O delírio é uma disfunção cerebral vista com frequência no contexto dos cuidados agudos.

O delirium está associado ao aumento da mortalidade e morbilidade e é frequentemente falhado no departamento de emergência (DE) apenas por gestos clínicos. A identificação das pessoas em risco de delírio pode ajudar a priorizar o rastreio e as intervenções.

Objetivo: O nosso objetivo era identificar modelos de previsão clinicamente valiosos para delirium nas primeiras 24 horas após a hospitalização, com base nos dados disponíveis, avaliando o desempenho da regressão logística e uma variedade de modelos de aprendizagem de máquinas.

Métodos: Este foi um estudo de coorte retrospectivo para desenvolver e validar um modelo de risco preditivo para detectar delírios utilizando dados de pacientes obtidos em torno de um encontro de DE. Foram extraídos dados de registos de saúde electrónicos de pacientes hospitalizados a partir da DE entre 1 de Janeiro de 2014, e 31 de Dezembro de 2019. Os pacientes elegíveis tinham 65 anos ou mais, foram admitidos numa unidade de internamento do departamento de emergência, e tiveram pelo menos uma avaliação DOSS ou CAM-ICU registada enquanto hospitalizados. A medida do resultado deste estudo foi um delírio no prazo de um dia após a hospitalização, determinado por uma avaliação positiva do DOSS ou CAM-ICU. Desenvolvemos o modelo com e sem o índice Barthel para a atividade da vida diária, uma vez que este foi medido após a admissão no hospital.

**Resultados:** A área sob as curvas ROC para delírios variou de .69 a .77 sem o índice de Barthel. A floresta aleatória e a máquina de gradiente com o maior AUC de .77. Com os 90%. limiar de sensibilidade, máquina com gradiente, floresta aleatória, e regressão logística alcançada uma especificidade de 35%. Depois da inclusão do índice de Barthel, floresta aleatória, com gradiente máquina, e os modelos de regressão logística demonstraram a melhor capacidade de previsão com a respectiva AUCs de .85 a .86.

Conclusão: Este estudo demonstrou a utilização de algoritmos de aprendizagem de máquinas para identificar os combinação de variáveis que são preditivas de delírio dentro de 24 horas após a hospitalização de o DE.

INTRODUÇÃO

Delirium é uma disfunção cerebral global observada em 8% até 64% dos pacientes nos cuidados agudos cenário. A prevalência do delírio no departamento de emergência (DE) e das populações hospitalizadas é surpreendentemente elevada.1-3 A presença do delírio está associada a uma estadia hospitalar prolongada, um maior probabilidade de colocação de enfermeiros qualificados, e um aumento de 2 a 4 vezes na mortalidade.4

Apesar de a taxa de mortalidade ser comparável ao enfarte do miocárdio, a natureza flutuante do sintomas, a incerteza da função cognitiva de base e a limitada modalidade de diagnóstico levam a dilemas de diagnóstico. Só por gestos clínicos, os prestadores falham até 80% dos doentes com delírio após apresentação ao ED.5

Infelizmente, o delírio continua a ser subdiagnosticado e subtratado.5 Embora vários existem ferramentas de avaliação cognitiva, requerem formação e divulgação adicionais. 6-8 O rastreio precoce e as opções de intervenção estão a emergir e parecem promissoras, tal como relatado por vários estudos recentes.9-11 Há necessidade de identificar uma estratégia de rastreio óptima para o delírio para além avaliação cognitiva porque, até a termos, o delírio continuará provavelmente a ser um diagnóstico elusivo.

Um modelo de previsão preciso derivado de variáveis avaliadas por volta da altura da visita do DE poderia ser uma solução para identificar os doentes que correm risco de delírio e que podem beneficiar ao máximo de rastreio e medidas preventivas.

O nosso objetivo era identificar um modelo de previsão clinicamente valioso para o delírio prevalecente nas primeiras 24 horas após a hospitalização, com base nos dados disponíveis, avaliando o desempenho da regressão logística e uma variedade de modelos de aprendizagem de máquinas.

**Preditores**

Recolhemos dados sobre demografia de doentes, historiais médicos, medições fisiológicas, medicações administradas, e resultados de laboratório. As seguintes variáveis foram utilizadas para gerar e testar um modelo: idade na altura da hospitalização, sexo, sexo, história de acidente vascular cerebral, demência, doença grave definido através do cumprimento de dois ou mais critérios da Síndrome da Resposta Inflamatória Sistémica (SIRS), ataque isquémico transitório (AIT), diagnóstico de hemorragia intracraniana na DE, taquipneia, e deficiência visual ou auditiva. As variáveis fisiológicas recolhidas na altura da avaliação da DE foram: frequência cardíaca, frequência respiratória, Índice de Massa Corporal (IMC), e temperatura. Medicamentos encomendados foram obtidos com uma bandeira da droga para opiáceos e benzodiazepinas. Definimos o anticolinérgico variável como recepção de medicamentos classificados como nível 2 ou 3 numa versão atualizada do Anti-Colinérgico Escala de medicamentos (Tabela suplementar 1 mostra os anticolinérgicos recebidos pela amostra).13,14 Embora não haja uma avaliação estabelecida da Atividade de Vida Diária (ADL) na ED neste instituição, pessoal de enfermagem em unidades de internamento registou um índice Barthel, uma medida do grau de assistência requerida por um doente determinada por 10 variáveis que descrevem a ADL e a mobilidade.15 O índice Barthel foi incluído como uma variável contínua em que um índice Barthel mais elevado é indicativo de um nível de independência mais elevado. O ADL foi um importante preditor de delírios no literatura, mas o índice Barthel não está disponível no momento da visita do ED, por isso examinámos a modelos sem o índice Barthel como a análise primária e sem como a secundária análise.16

**Análise**

Comunicámos estatísticas sumárias para a população através de um rastreio delirium positivo. Meios e Desvio Padrão (SD) variáveis contínuas resumidas; contagens e proporções de frequência variáveis categóricas resumidas.

Os valores em falta foram imputados usando a imputação KNN que se demonstrou ter um desempenho superior ao de outras Métodos de imputação amplamente utilizados.17 Possíveis aberrações foram identificadas com o Valor Extremo IQR análise. Para evitar a perda de informação sobre a variabilidade do estudo, o raciocínio clínico foi utilizado para determinar se um outlier reflete a população estudada. Os fatores de inflação variáveis foram observadas para detectar a multicolinearidade, e as variáveis contínuas foram verificadas quanto à linearidade através examinar as parcelas das variáveis independentes contínuas versus o logit do resultado.

Comparámos o desempenho preditivo de cinco modelos de aprendizagem de máquinas utilizando o Python Biblioteca de Aprendizagem de Máquinas Scikit-Learn.18 Os algoritmos incluíam Regressão Logística (LR), Árvore de Decisão (DT), Floresta Aleatória (RF), Máquina de Impulsão Gradiente (GBM), e Gaussiana Naïve Bayes (GNB), Support Vector Machine (SVM), e K Nearest Neighbor (KNN) com um intenção de identificar um modelo interpretável. A validação cruzada foi implementada para ambos sintonia hiperparamétrica e avaliação de modelos com a AUC como métrica de avaliação. Esta reamostragem o método foi seleccionado sobre subamostragem repetida para evitar qualquer perda de informação sobre a classe positiva, assegurando que cada observação aparece tanto nos dados da formação como nos dados dos testes. Para evitar um enviesamento optimista que pode resultar da utilização do mesmo procedimento de validação cruzada para tanto a afinação de hiperparâmetros como a avaliação de modelos, foi utilizada a validação cruzada aninhada. Em a validação cruzada aninhada, a validação cruzada k-por-dobra para afinação de hiperparâmetros está aninhada dentro da k-por-dobra Validação cruzada para avaliação de modelos. Utilizando uma validação cruzada de dez vezes, os dados foram divididos aleatoriamente em 10 subconjuntos de igual tamanho. Dos 10 subconjuntos, 9 foram utilizados para treinar os classificador, e o 10º foi utilizado para testes. O conjunto de formação foi ainda dividido em 5 dobras para uma pesquisa interna em grelha de validação cruzada para otimizar os hiperparâmetros. Este processo foi repetido até cada um dos 10 subconjuntos ter servido como o conjunto de teste. Semelhante a uma validação cruzada regular procedimento, as métricas de avaliação são obtidas através da média das pontuações do conjunto de testes das 10 corridas. Por condução da seleção do modelo independentemente em cada ensaio do procedimento de adaptação do modelo, o risco de o sobreajustamento durante a afinação do hiperparâmetro é reduzido. Os modelos finais foram selecionados usando um 10- pesquisa de grelha de validação cruzada dobrada em todos os dados disponíveis.

CONCLUSÃO

Este estudo demonstrou a utilização de algoritmos de aprendizagem de máquinas para identificar a combinação de variáveis que são preditivas de delírio dentro das 24 horas de hospitalização do DE. O a descoberta de um modelo de previsão que os clínicos podem utilizar como ajuda à decisão clínica pode levar a melhor detecção do delírio e identificação de um grupo de alto risco. Esta contribuição é significativo porque os resultados introduzirão uma ajuda à decisão clínica que ambos os clínicos utilizam ativamente ou receber passivamente de algoritmos de aprendizagem de máquinas, ultrapassando a limitação de diagnóstico incorreto ou sob diagnóstico apenas por gestalt clínico para detectar delírios. O nosso objetivo futuro será desenvolver uma ajuda à decisão clínica integrada no processo médico electrónico para prever delirium em tempo real, para que os prestadores de DE e a equipa de doentes internados possam concentrar-se no rastreio de delirium para indivíduos de alto risco e implementar um programa de prevenção de delírios.