Use of Machine Learning to Develop and Evaluate Models Using Preoperative and Intraoperative Data to Identify Risks of Postoperative Complications

IMPORTÂNCIA - As complicações pós-operatórias podem ter um impacto significativo na gestão e planeamento dos cuidados perioperatórios.

OBJECTIVOS Avaliar modelos de aprendizagem de máquinas (ML) para prever complicações pós-operatórias usando dados pré-operatórios e intra-operatórios independentes e combinados e as suas interpretações agnósticas de modelo clinicamente significativas.

DESIGN, CONFIGURAÇÃO E PARTICIPANTES Este estudo de coorte retrospectivo avaliou 111 888 operações realizadas em adultos num único centro médico académico, de 1 de Junho de 2012 a 31 de Agosto de 2016, com uma duração média de seguimento baseada na duração da estadia hospitalar pós-operatória inferior a 7 dias. A análise dos dados foi realizada de 1 de Fevereiro a 31 de Setembro de 2020.

PRINCIPAIS RESULTADOS E MEDIDAS Os resultados incluíram 5 complicações pós-operatórias: agudas lesão renal (LRA), delírio, trombose venosa profunda (TVP), embolia pulmonar (EP), e pneumonia. Características clínicas e do paciente disponíveis no pré-operatório, intra-operatório, e uma combinação de ambos foram utilizados como inputs para 5 modelos ML candidatos: regressão logística, apoio máquina vectorial (SVM), floresta aleatória, árvore de impulso de gradiente (GBT), e rede neural profunda (DNN).

O desempenho do modelo foi comparado utilizando a área sob a curva característica de funcionamento do receptor (AUROC). As interpretações de modelos foram geradas usando explicações de Shapley Additive Explanations por transformando as características do modelo em variáveis clínicas e representando-as como variáveis específicas do paciente visualizações.

RESULTADOS Foram incluídos neste estudo um total de 111 888 pacientes (idade média [SD], 54,4 [16,8] anos; 56 915 [50,9%] mulheres; 82 533 [73,8%] brancos). O modelo com melhor desempenho para cada complicação combinou os dados pré-operatórios e intra-operatórios com os seguintes AUROC: pneumonia (GBT), 0,905 (95%CI, 0,903-0. 907); AKI (GBT), 0,848 (95%CI, 0,846-0,851); DVT (GBT), 0,881 (95%CI, 0,878-0,884); PE (DNN), 0,831 (95%CI, 0,824-0,839); e delírio (GBT), 0,762 (95%CI, 0,759- 0,765). O desempenho dos modelos que utilizaram apenas dados pré-operatórios ou apenas dados intra-operatórios foi marginalmente inferior ao dos modelos que utilizaram dados combinados. Ao adicionar variáveis com dados em falta como entrada, os AUROCs aumentaram de 0,588 para 0,905 para pneumonia, 0,579 para 0,848 para AKI, 0,574 para 0,881 para DVT, 0,5 para 0,831 para PE, e 0,6 para 0,762 para delírio. A análise de Shapley Additive Explanations gerou uma interpretação modelo-agnóstica que ilustrou contribuintes associados a riscos de complicações pós-operatórias.

CONCLUSÕES E RELEVÂNCIA Os modelos de ML para prever complicações pós-operatórias com interpretação agnóstica de modelos oferecem oportunidades para integrar previsões de risco para apoio à decisão clínica. Este apoio à decisão clínica em tempo real pode mitigar os riscos dos pacientes e ajudar na antecipação gestão para planos de contingência perioperatórios.

**Pontos-chave**

Questão Pode os modelos de aprendizagem por máquina prever os riscos do doente no pós-operatório complicações relacionadas com a pneumonia, lesão renal aguda, veia profunda trombose, delírio, e pulmonar embolia?

**Conclusões**

Num estudo de coorte de 111 888 operações num grande centro médico académico centro, algoritmos de aprendizagem de máquinas exibiram áreas altas sob o receptor curva característica de funcionamento para prever o risco de pós-operatório complicações relacionadas com pneumonia, lesão renal aguda, veia profunda trombose, embolia pulmonar, e delírio.

**Significado** Estes resultados sugerem que os modelos de aprendizagem de máquinas usando dados pré-operatórios e intra-operatórios pode prever complicações pós-operatórias e gerar fiabilidade e clinicamente interpretações significativas para apoio às decisões clínicas ao longo do cuidados perioperatórios continuum.

Discussão:

Estudos prévios11,13,34,35 utilizaram em massa os dados disponíveis sem ter em conta o tempo de disponibilidade de dados no continuum perioperatório. Por exemplo, certas variáveis clínicas estão disponíveis antes da cirurgia, incluindo resultados laboratoriais, características demográficas e clínicas do paciente características. A caracterização do tempo de disponibilidade de elementos de dados clínicos específicos pode ajudar a fazer previsões sobre a potencial trajetória clínica do paciente. Para determinar as capacidades preditivas na fase pré-operatória e na fase pós-operatória imediata, modelos separados que utilizavam foram desenvolvidos conjuntos de dados pré-operatórios, intra-operatórios e combinados.

Dado que o desempenho preditivo dos modelos que utilizam o conjunto de dados combinados foi apenas marginalmente melhor do que o dos modelos com apenas os dados pré-operatórios, existe uma potencial utilidade destes modelos em múltiplos cenários cirúrgicos. Por exemplo, estes modelos podem ser gerados para previsões pré-operatórias (usando dados disponíveis antes da cirurgia) e previsões de complicações pós-operatórias (ou com o conjunto de dados combinados quando disponíveis ou apenas com dados intra-operatórios para operações fora de horas não planeadas de pacientes sem dados pré-operatórios). Os profissionais podem utilizar estas previsões para desenvolver objetivos e planos de cuidados perioperatórios de gestão de cuidados. Por exemplo, os profissionais podem destacar os riscos pós-operatórios de complicações do paciente durante a comunicação de transferência entre a sala de operações e uma unidade de cuidados críticos, o que pode ajudar a formular um plano de contingência baseado nos riscos identificados e nos fatores associados identificados a partir das interpretações do modelo.

Estas conclusões sugerem que o quadro proposto de ML para prever complicações pós-operatórias com interpretação agnóstica de modelos oferece oportunidades para implementar e integrar os resultados de ML em sistemas de apoio à decisão clínica em tempo real e ferramentas de gestão antecipada para os profissionais para apoiar o seu planeamento de cuidados pós-operatórios e gestão de recursos.

O delirium é uma complicação potencialmente modificável durante o período pós-operatório principalmente através da detecção precoce e mitigação.