Notas da leitura crítica do artigo "A Few Useful Things to Know About Machine Learning"

- O artigo apresenta 12 lições importantes e de "folk knowledge" (conhecimento popular), que investigadores e profissionais, da área de aprendizagem automática aprenderam através da experiência e que são difíceis de encontrar em livros.

• Learning = Representation + Evaluation + Optimization

Todos os algoritmos têm 3 componentes: Representation; Evaluation; Optimization.

- Representation: Ou "hypothesis space" (espaço de hipóteses). É o conjunto de funções que podem ser aprendidas, se não está no espaço de hipóteses, então não pode ser aprendido.
- Evaluation: "objective function or scoring function". É uma avaliação, pontua o quão bom é o modelo de aprendizagem automática.
- Optimization: É o método usado para procurar o modelo de aprendizagem automática superior ("the highest-scoring one").

• It's Generalization that Counts

- O objetivo principal da aprendizagem automática é generalizar para além dos exemplos no conjunto de treino. Por mais informação que tenhamos, é improvável que vejamos os mesmos exemplos no momento do teste.
- O algoritmo tem que sair bem em dados não vistos antes, ter uma boa exatidão de treino, pode também significar que o método apenas memorizou os exemplos antes vistos.

Logo, é importante ter dados de testes separados para a avaliação final.

Data Alone is Not Enough

- De acordo com a lição anterior, generalizar é o objetivo, então existe outra grande consequência, que é, dados sozinhos não são suficientes. Logo, todos os aprendizes devem combinar o conhecimento com esses dados para crescer.
- Muitas vezes, os alunos utilizam a dedução e indução, que é uma alavanca de conhecimentos, pois transforma uma pequena quantidade de conhecimento de "input" em grande quantidade de conhecimento "output".

Overfitting Has Many Faces

- Overfitting: Se o conhecimento e os dados que temos não são suficientes para classificar correto o classificador, então estamos simplesmente a codificar peculiaridades aleatórias nos dados e não a realidade.

Uma das maneiras de interpretar "Overfitting" é partir o erro de generalização em duas

componentes:

- Bias: Tendência de o aluno aprender constantemente a mesma coisa errada.
- Variance: Tendência de o aluno aprender coisas aleatórias independentemente da realidade.

Algumas ferramentas contra o "Overfitting":

- Suposições falsas fortes podem ser melhores do que as verdadeiras fracas (pois com a última o aluno precisa de mais dados para evitar o "overfitting".
- A validação cruzada ("Cross-validation").
- Prazo de regularização para avaliação da função. ("regularization term").

Intuition Fails in High Dimensions

- Depois do "Overfitting", um dos problemas na aprendizagem automática é a maldição da dimensionalidade ("curse of dimensionality"), ou seja, refere que muitos algoritmos que funcionam bem em baixas dimensões se tornam inacessíveis em altas dimensões, o mesmo acontece com a generalização, torna-se mais difícil à medida que o número de características dos exemplos aumenta.
- As nossas intuições, vêm de um mundo tridimensional, muitas vezes não se aplicam em mundos de alta dimensionalidade.
- Existe um método que neutraliza esta "maldição", denominado de "blessing of nonuniformity"

Theoretical Guarantees Are Not What They Seem

- A aprendizagem automática está cheia de garantias teóricas.
- O tipo mais comum é um limite para o número de exemplos necessários para garantir uma boa generalização do modelo. Além disso, também diz que dada uma grande quantidade de dados de treinamento, o nosso algoritmo retornaria uma boa hipótese com alta probabilidade ou não encontrar uma hipótese consistente, ou seja, não nos diz sobre como selecionar um bom espaço de hipóteses.
- Outro tipo é o limite assintótico ("asymptotic"), que dado um número infinito de dados, o algoritmo garante produzir um classificador correto, sendo que na prática não temos dados infinitos.
- Em suma, as garantias teóricas não devem ser usadas como único critério para selecionar um algoritmo.

Feature Engineering Is The Key

- A aprendizagem automática é um processo iterativo de executar o modelo, analisar os resultados, modificar os dados e/ ou o modelo. E repetir.

- A engenharia de características é um passo crucial na aprendizagem automática, pois é um fator importante para decidir quais os projetos que têm sucesso. Ou seja, ter o tipo certo de características (independentes que se correlacionam bem com a classe) torna a aprendizagem mais fácil. No entanto, a engenharia de características também é difícil, uma vez que requer conhecimento específico do domínio, que se estende para além dos dados que temos.
- Características que parecem irrelevantes isoladas, podem ser relevante em combinação.

• More Data Beats a Cleverer Algorithm

- Como regra geral, um algoritmo simples / menos inteligente com muitos dados é mais eficaz do que um algoritmo inteligente com uma quantidade modesta de dados. Porém, quanto mais dados, maior é a quantidade de problemas.
- São usados classificadores mais simples, porque os complexos levam muito tempo para aprender. Parte da solução é encontrar maneiras rápidas de aprender classificadores complexos. ("simpler classifiers wind up being used").
- Os alunos com tamanho fixo ("parametric ones") podem aproveitar os dados apenas até certo ponto, pois se adicionar mais dados não melhora os resultados. Os alunos com tamanho variável ("nonparametric learners") podem, teoricamente, aprender qualquer função com quantidade suficiente de dados, apesar de também serem limitados pelas limitações do algoritmo.

Learn Many Models, Not Just One

- Hoje em dia, o foco está em combinar as diversas variantes de diferentes algoritmos, de modo a obter os melhores resultados ("we combine many variations, the results are better, often much better"). Técnicas de ensemblagem de modelos ("model ensembles"): bagging, boosting e stacking.

Simplicity Does Not Imply Accuracy

- Na aprendizagem automática, de acordo com a declaração de Occam's, dois classificadores com o mesmo erro de treino, o mais simples dos dois provavelmente terá o menor erro de teste. Mas, na verdade, há muitos contraexemplos para isso, como, por exemplo, o teorema "no free lunch".
- A conclusão é que hipóteses mais simples devem ser preferidas porque a simplicidade é uma virtude em si mesma, não por causa de uma conexão hipotética com a precisão.

Representable Does Not Imply Learnable

- Só porque uma função pode ser representada, não significa que a função possa realmente ser aprendida. Restrições impostas pelos dados, tempo e memória limitam as funções que podem ser efetivamente aprendidas.

- Um exemplo, é os alunos de árvores de decisão não podem aprender árvores com mais folhas do que o número de pontos de dados de treino.
- A verdadeira pergunta a se fazer é "Se uma função pode ser aprendida?" e não "Se uma função pode ser representada?".
- Encontrar métodos para aprender representações mais profundas é uma das principais fronteiras de pesquisa em aprendizagem de máquina.

• Correlation Does Not Imply Causation

- A correlação não implica causalidade, de acordo com o autor. Mas, alguns alunos que só podem aprender correlações têm os seus resultados tratados como representando relações causais.
- A aprendizagem de máquina/ automática é usada para identificar correlações para orientar ações.
- A aprendizagem de máquina é normalmente aplicada a dados observacionais, onde as variáveis preditivas não estão sob o controle do aluno. Alguns algoritmos podem extrair informações causais, mas a sua aplicabilidade é limitada, de acordo com o autor.
- Será que as relações causais podem ser usadas para melhorar os modelos do aluno, especialmente em termos de aumentar a eficácia das ações baseadas em modelos de previsão?

Por último, concordo com a conclusão do autor, pois a aprendizagem de máquina apesar de ser difícil de encontrar, é crucial para o sucesso de cada um e este é um bom artigo para começar, graças às suas definições úteis.

Trabalho realizado por: Luís Gonçalo Carvalho №51817