Poder preditivo e causalidade

1. Poder preditivo

É em essência um exercício empírico de adivinhação. Imagine que preciso estabelecer minha melhor aposta no valor de uma variável Y, por exemplo a altura de uma pessoa. Se ninguém me disser mais nada sobre essa pessoa, talvez meu melhor palpite seja a altura média (ou mediana) da população. Mas se eu souber que a pessoa tem 10 anos de idade, eu certamente mudaria meu palpite (talvez para a média daqueles que têm 10 anos de idade).

No caso da idade, talvez fosse pensar que a razão para eu mudar meu palpite seja que mudanças de idade de fato causam (ao menos até certo patamar) a mudança de altura. Eventualmente a informação adicional poderia ser também a de que o nome da pessoa é Ariosvaldo, e apesar de o nome da pessoa não ser causador da altura, sabemos nesse caso que uma terceira variável, sexo, causa ambos o nome ser Ariosvaldo e minha adivinhação da altura ser diferente da altura média da população. Pelo fato de o nome ser este, sei que o indivíduo é homem e que os homens são em média mais altos do que as mulheres, induzindo a subir meu palpite em relação à situação em que não sabíamos nada a respeito da pessoa. Poderíamos ir adiante e imaginar que este nome é incomum nas coortes mais novas, o que talvez nos fizesse também ajustar nosso palpite para baixo, pois sabemos que gerações mais antigas são em média mais baixas do que as mais novas.

Por outro lado, algumas informações podem não ajudar em nada meu exercício de adivinhação. Se nos fosse informado de que a pessoa é auxiliar de escritório, não creio que isto em si mudasse nosso palpite sobre sua altura. Para que a informação adicional (chamemos de X) nos faça melhorar nossa opinião sobre Y, é necessário que X e Y estejam estatisticamente relacionadas (ou que acreditemos que o estão). A forma mais comum de se estabelecer um co-movimento entre duas variáveis é a correlação, que captura uma relação linear sistemática entre duas variáveis. Por isso o termo “poder preditivo” aparece frequentemente associado a esta estatística. Em políticas públicas, especialmente em monitoramento, com frequência precisamos adivinhar quem são os indivíduos que mais precisam de um serviço.

1. Correlação e causalidade

É comum ouvirmos acadêmicos dizerem que correlação não é causalidade, colocando estas duas ideias em campos opostos. Na verdade a correlação é em geral um indício de um fenômeno causal, ainda que seja difícil dizer de antemão qual. Duas variáveis (X e Y) não começam a andar juntas espontaneamente na natureza. Se constatamos que a correlação entre ambas é não nula, uma *potencial* explicação é a de que X causa Y. Alternativamente, se for Y a causar X também perceberíamos uma correlação não nula, e se uma terceira variável, Z, causar ambas X e Y; ao fim do dia possivelmente teríamos correlação não nula entre X e Y, ainda que o fenômeno causal por trás dessa relação não seja direto. Apenas como comentário adicional, essa terceira variável Z pode ser tanto algo que concretamente pertence (ou deveria pertencer) a uma teoria de mudança de Y e X, quanto um artefato dos dados. Use como exemplo as medidas psicológicas *ipsativas*. Se uma característica dos meus dados é que apenas observo X e Y entre indivíduos para os quais a soma de X e Y é 100, sei que um indivíduo com X elevado precisa por construção ter Y baixo e vice-versa, de modo que *nos dados* apareceria uma falsa correlação negativa entre estas variáveis, que tem como fenômeno causal subjacente a forma como os dados foram construídos (problema semelhante é de seletividade, descrito por James Heckman).

Em termos de evidência científica, quase sempre se acredita que quando há correlação (e não se sabe a priori qual o fenômeno causal que está por trás), a explicação causal “X causa Y” é ao menos um dos candidatos a ser a resposta. Aceitar esta opção é semelhante a tomar uma decisão de investimento, no sentido de que a solução causal tem chances de ser verdadeira, e nesse caso pode levar a importantes indicações decisórias para stakeholders, mas sem negligenciar que com alguma probabilidade pode não ser a resposta desejada. “Investir” nessa explicação depende fundamentalmente de como estimamos intimamente a chance de que seja a solução correta, bem como das consequências em torno de recomendar esta solução a outrem sem que seja correta. Note que, ainda que teoricamente seja possível que haja efeito causal de X para Y sem que se note concomitantemente uma correlação não-nula, a maioria das pessoas espera que se X de fato causa Y então alguma associação estatística deveria ser notada entre estas variáveis, de modo que, se por um lado correlação não é necessariamente atribuível à existência de um efeito causal subjacente, por outro lado a ausência de correlação quase sempre é interpretada como evidência de ausência de efeito causal (e desencorajadora de esforços mais intensos de investigação para determinar se há ou não causalidade).

1. Quando e como alguém se convence de que a correlação (ou qualquer outro parâmetro estatístico que capture associação sistemática entre X e Y) estimada pode ser atribuída a um efeito causal?

As estratégias de pesquisa quase sempre tentam nos convencer de que a associação se deve a um efeito causal pela eliminação das explicações alternativas. O caminho mais comum (não necessariamente mais rigoroso) é a tentativa de *controlar para fatores confundidores*. Uma explicação alternativa para a associação entre X e Y costuma ser a de que terceiras variáveis, inicialmente omitidas da análise, ao mesmo tempo influenciam X e Y, e portanto acabam por fazer que estas duas variáveis caminhem juntas. Uma análise inicial, por exemplo, poderia sugerir que o fato de que brancos ganham mais do que negros no mercado de trabalho é evidência de que haja discriminação (em economia definida como remuneração diferencial de indivíduos associada a características não-produtivas dos mesmos). Uma explicação alternativa seria a de que brancos em média estudam mais do que negros, e é esta variável omitida que efetivamente induz a uma relação sistemática entre etnia e salários. Um esforço de pesquisa pode então comparar brancos e negros com mesmo nível educacional, e verificar se agora, no interior de grupos educacionalmente homogêneos, ainda restam diferenças salariais. Se restarem, descartamos a explicação alternativa (educação omitida) e mantemos a discriminação no páreo. Caso no interior de grupos educacionalmente homogêneos á não haja diferenças salariais, a maioria dos pesquisadores aceitará a explicação de que era a educação que conduzia as diferenças salariais originalmente verificadas, e não a cor da pele. Bases de dados mais ricas permitem manter fixas mais características, e avaliar o efeito líquido de X sobre Y.

O problema com a estratégia acima é o de que, por mais rica que seja nossa base de dados (e nem sempre o é), apenas conseguimos fazer comparações entre grupos homogêneos em características mensuráveis. Seguindo o exemplo acima, e imaginando que mesmo em grupos educacionalmente homogêneos restassem diferenças de salários por etnia, ainda assim um observador mais crítico poderia dizer que as diferenças seriam alternativamente atribuíveis a, digamos, motivação intrínseca distinta entre estes grupos (talvez escorado em uma teoria social que dissesse que o acúmulo de frustrações anteriores à entrada no mercado de trabalho produzisse sequelas na crença individual de que se pode vencer na vida). Como esta motivação é difícil de medir, a dúvida permaneceria, e “investidores” continuariam mantendo a explicação causal como incerta (ou “arriscada”).

Para lidar com esta dificuldade, uma estratégia possível é explorar a variação *longitudinal* de indicadores. Vamos mudar nosso exemplo para entender como funciona. Suponha que se queira verificar se uma fórmula, “vitamina X” afeta a temperatura corporal, Y, dos indivíduos. A comparação direta de temperatura entre indivíduos com elevada concentração natural de vitamina X com os que possuem naturalmente baixos níveis dessa substância poderia não ser causal se, por exemplo, as mesmas pessoas que possuem mais vitamina X também possuírem mais vitamina A, iodo, e outros micronutrientes. Sendo verdade, e assim como antes, as diferenças de temperatura entre os dois grupos talvez fosse resultado de diferenças nas concentrações naturais destes outros micronutrientes, e não da vitamina X. Mesmo após medir uma coleção destes outros micronutrientes, a suspeita de que substâncias não-mensuráveis ficaram de fora e seriam a verdadeira fonte de diferenças de temperatura entre indivíduos. Mas poderíamos ter agora dados longitudinais que nos permitissem relacionar *variações* dos níveis de vitamina X com *variações* dos níveis de temperatura (ao invés de relacionar níveis destas variáveis). Neste caso, não mais estaríamos comparando indivíduos distintos em um mesmo ponto do tempo, mas sim um mesmo indivíduo em pontos distintos do tempo, e verificando se em instantes em que há concentrações particularmente elevadas de vitamina X em seu corpo, também se observa redução da temperatura e vice-versa. Para que esta estratégia seja verdadeira, é preciso que *variações* na concentração de vitamina X não venham acompanhada de *variações* de outros micronutrientes (especialmente os difíceis de observar e consequentemente manter fixo). Note que apesar de, em termos de mecanismo, termos basicamente uma troca de níveis por variações na forma como procedemos com as estimações, existem várias teorias (genéticas e ambientais) que levantam a suspeita de que as mesmas pessoas que têm grande concentração de uma substância no corpo também teriam grandes concentrações de outras substâncias, mas há bem menos teorias que indicariam razões para suspeitarmos que nos mesmos instantes em que a concentração de vitamina X aumenta também o aumentam as concentrações de outras substâncias, e por isso muitas vezes a comparação longitudinal torna-se mais convincente do que a comparação “natural”.

A terceira grande estratégia para determinar causalidade (ou eliminar explicações alternativas) é a separação aleatória entre indivíduos que receberão ou não uma injeção de vitamina X. Nesse caso, o interesse é menor em estimar, para cada grupo homogêneo em determinado grupo de características, o efeito de X sobre Y, mas em compensação estimar de modo altamente convincente o efeito de um acréscimo de X sobre a média de Y. A ideia agora é a de que, logo após separar aleatoriamente dois grupos de uma população original, temos duas subpopulações que herdam em princípio mesmas características médias de todas as dimensões que poderiam afetar Y. Qualquer mudança em Y após uma alteração induzida em X em um dos grupos deveria, portanto, ser atribuível a este evento, uma vez que os dois grupos eram (estatisticamente) idênticos ex-ante. Explicações alternativas para esta relação estatística (aumento ne média de Y concomitante ao aumento na média de X) são difíceis de imaginar. A possibilidade, por exemplo, de causalidade reversa (que fosse Y a causar X do que o reverso) fica excluída pela antecedência temporal da mudança em X neste caso. A possibilidade de que uma terceira variável Z fosse o verdadeiro causador de mudanças em X e Y simultaneamente tampouco é fácil de imaginar, uma vez que a “injeção de vitamina X” é mecanismos relativamente ao controle do implementador (opa! A possibilidade de efeito placebo não está em princípio excluída e se enquadra nessa possibilidade! Cabe ao pesquisador tomar precauções quanto a isso).

Uma limitação forte da aleatorização, contudo, é a dificuldade de associar suas conclusões com uma teoria de mudança. Em primeiro lugar, o efeito medido é em princípio o efeito *total* de uma mudança em X sobre Y, em contraste com o efeito direto. Se por exemplo parte do efeito de X sobre Y ocorre porque X influencia uma segunda variável, W, que por sua vez afeta Y, não poderemos separar trivialmente este efeito do efeito direto “X causa Y”. Modelos de mediação e moderação que declaram conseguir separar mecanismos sofrem das mesmas potenciais críticas mencionadas anteriormente. Diga-se de passagem essa limitação anteriormente era resolvida de maneira potencialmente igualmente arbitrária pela forma como o pesquisador inclui fatores confundidores em sua estimação, mas estimações que seguem as estratégias anteriores e ainda assim permanecem convincentes costumam ter por trás teorias mais sólidas que justifiquem precisamente o modo pelo qual tais variáveis deveriam entrar no problema (o que significa que, dentre trabalhos acadêmicos bem publicados, é mais comum encontrar melhores ideias sobre como desvendar mecanismos nas estratégias de convencimento de causalidade inicialmente apresentadas do que dentre artigos que usam aleatorização). Em segundo lugar, estudos aleatorizados medem precisamente o efeito médio de tratamento, mas são pouco informativos sobre efeitos individuais. Quando se deseja extrapolar por exemplo as conclusões obtidas em determinado contexto para outras realidades, o natural seria primeiro verificar a diferença na composição de ambas as populações, e em seguida agregar efeitos individuais segundo a composição da população para a qual se deseja extrapolar as conclusões. Para dar tal passo com frequência se necessita recorrer a métodos análogos aos iniciais, perdendo as vantagens da manipulação controlada do exercício aleatorizado. Finalmente, e ao contrário dos exercícios de aleatorização geralmente feitos em outras áreas do conhecimento, a população original sobre a qual se aleatoriza costuma ser bastante heterogênea nas características envolvidas nos processos causais em problemas de ciências sociais aplicadas. Quando se testa um princípio ativo como potencial cura para uma doença, por exemplo, a população original compartilha sintomas semelhantes e a presença de eventual agente causador da doença no organismo, e são estas as principais características envolvidas no mecanismo causal de eliminação do agente pelo princípio ativo. Consequentemente, é mais fácil acreditar que conclusões obtidas em uma amostra podem ser extrapoladas, e a relativa facilidade de replicar o exercício em outros contextos pode inclusive demonstrar (como em geral demonstra) que efeitos bastante semelhantes são esperados se o princípio ativo for ingerido qualquer que seja a cultura ou ambiente em que isso seja feito. Agora avalie o caso de uma intervenção educacional, digamos, acesso a creches de determinada qualidade (imagine que a intervenção seja idêntica em diferentes contextos, o que dificilmente é o caso). Um exercício aleatorizado rigoroso feito, por exemplo, na Suécia, pode encontrar um efeito nulo ao passo que sua replicação no Iraque pode encontrar um efeito fortemente positivo. A explicação é que o grupo de controle, ao contrário do descrito no caso do princípio ativo, é muito diferente nestes dois casos. No caso sueco, apenas se detectaria um efeito positivo se a creche acrescentasse algo no topo do estágio de desenvolvimento que uma criança sueca naturalmente teria com as oportunidades que possui, ao passo que no Iraque o grupo de controle possivelmente tem menos oportunidades e torna-se menos difícil obter impactos positivos. Com isso, percebe-se que a estratégia de aleatorização permite concluir, para o contexto em que foi feita, se houve progresso no topo do que teria ocorrido na ausência da aleatorização, mas não permite em princípio concluir se creches fazem bem para as crianças.

1. O papel da teoria

Como foi dito, a ciência não consegue confirmar uma explicação sobre o mundo, mas sim eliminar explicações alternativas que não se conformam aos dados e outros elementos da realidade observáveis. No processo de eliminação de explicações alternativas, a comunidade acadêmica não conta apenas com refinamentos de exercícios empíricos, seja através de obtenção de dados melhores, seja através de sofisticação da técnica. Os avanços teóricos, através da eliminação lógica de possibilidades implausíveis, desempenha papel central neste processo, e uma mesma correlação pode ter diferentes graus de convencimento sobre terceiros se conectada a uma teoria sólida e que, em outras partes, esteja empiricamente respaldada.

Mais ainda do que no “simples” desafio de ter uma estimativa causal, a teoria é indispensável se a intenção é dar um passo adiante e desvendar mecanismos, uma vez que raramente é prático ou financiável a estratégia de sucessivas randomizações para determinar dosagens, complementaridades entre causas, etc.

Finalmente, a teoria é também fundamental para convencer as pessoas a respeito de possibilidades de extrapolação de conclusões obtidas em um contexto para outros contextos, pois é preciso para isso ou (i) acreditar que a forma como X se relaciona com Y não depende em nada do contexto, ou (ii) descrever exatamente como depende do contexto para que a partir de um ponto inicial se saiba como extrapolar. A amostra original em que foi feito o exercício não permite obter tais conclusões apenas com uso dos próprios dados.

1. Conclusões

O uso de evidência para fazer recomendações de política é análogo ao processo de desenvolvimento da ciência. Cada fato empírico obtido a partir dos dados (ou outros elementos da realidade) possui em princípio múltiplas interpretações, e o progresso é feito através da eliminação de explicações implausíveis até que as pessoas se convençam de que a explicação causal é a mais provável e passem a apostar nela. A cada passo, a incerteza em torno da interpretação causal como verdadeira explicação se reduz, e menor é o risco de se recomendar uma intervenção que altere o nível de X como forma eficaz de afetar Y. O “investimento” nesta orientação torna-se, portanto, mais rentável e menos arriscado conforme a certeza em torno da causalidade aumenta. A certeza absoluta em torno da causalidade é sono antigo, mas inalcançável em ciências sociais (ou alcançável em situações tão específicas que quase tornam-se irrelevantes). O montante de energia, recursos e tempo investidos deve depender, caso a caso, do grau de certeza que o “investidor” forma em torno do problema. O principal papel da evidência na tomada de decisão ainda é o de permitir que eventualmente se mude de opinião e pare de investir, caso nova informação chegue que altere a expectativa de retorno (muito mais do que o de produzir um nível absoluto de certeza que garanta a rentabilidade). Um complicador deste processo são situações em que, pela natureza do processo decisório, sabe-se que o tomador de decisão precisará fazer algo com ou sem a orientação da ciência. Nestes casos, um conselheiro que se preocupe com o bem-estar coletivo deveria incluir dentre os benefícios de seu conselho os potenciais erros que uma decisão completamente cega produziria, e possivelmente o grau de certeza mínimo necessário para valer a pena a recomendação diminui se comparado à situação em que o tomador de decisão pode esperar pelo convencimento dos cientistas sobre o tema.