Análise de Votações Legislativas Utilizando Componentes Principais

Saulo ► O título era "Comparação quantitativa da atuação parlamentar de partidos políticos utilizando Análise de Componentes Principais". O termo "atuação parlamentar" é impreciso pois estamos analisando apenas as votações, e apenas as nominais. O termo "partidos políticos" também, pois analisamos agregado por partido mas também desagregado, por parlamentar. ◄

Resumo

Este artigo trás uma revisão de métodos de análise de votações legislativas nominais e discute a utilização da análise de componentes principais (ACP) como um método simples e eficaz para analisar votações nominais de casas legislativas. Uma generalização para possibilitar análises agregadas por partido é introduzida. São apresentados gráficos bidimensionais de algumas legislaturas do Congresso Americano e da Câmara dos Deputados e Senado brasileiros, por parlamentar e agrupados por partido, e comparados os resultados do modelo ACP com os do conhecido modelo WNOMINATE. O modelo ACP além de ser mais simples, computacionalmente mais rápido e de mais fácil interpretação, apresentou métricas de adequação (fitness) melhores para as casas legislativas brasileiras. Saulo ▶este último, a confirmar!◄

1 Introdução

Modelos espaciais para análise de votações no âmbito legislativo existem pelo menos desde 1957, com Downs [1], e se tornaram mais numerosos e mais utilizados a partir da década de 1980, com o aumento da disponibilidade e redução de custo de processamento computacional e com a proposição em 1985 do famoso algoritmo NOMINATE por Poole e Rosenthal [2], até hoje o mais conhecido e utilizado. O objetivo destes modelos de escalonamento dimensional é representar os parlamentares ou partidos em um espaço geométrico

com algumas poucas dimensões (frequentemente uma ou duas) de tal forma que o comportamento de cada um nas votações seja em grande parte explicado por sua posição (coordenadas) neste espaço, sendo que esta posição, também chamada "ponto ideal" do legislador ou partido, é estimada a partir dos votos observados nas votações.

Existe uma literatura relativamente ampla sobre o assunto focando no Congresso Americano ou outras entidades estadounidenses como o senado e suprema corte, inclusive comparando a performance de diferentes modelos [3, 4], mas são poucos os estudos de votações em entidades brasileiras. Um exemplo é Leoni, que analisou as votações da Câmara dos Deputados entre os anos 1991 e 1998 utilizando W-NOMINATE [5].

Este artigo está organizado da seguinte forma: A seção 2 traz a formulação matemática que propomos para aplicação da análise de componentes principais ao problema de modelagem de votações legislativas; 3 apresenta uma breve revisão de literatura; 4 introduz os indicadores de *fitness* utilizados na comparação dos métodos; 5 contém os resultados obtidos com tais e tais dados; 6 apresenta uma discussão dos resultados e 7 conclui. etc... etc...

Saulo ► Este artigo não foi escrito visando nenhum periódico específico, por isso busquei abordar com certa profundidade todos os aspectos: revisão de outros métodos, explicação da ACP, aspectos computacionais, comparação com wnominate, discussão de resultados. Um artigo para publicação em periódico precisará ser mais "enxugado" conforme a publicação escolhida. ◄

2 O Modelo ACP para Análise de Votações

Considera-se uma casa legislativa com M membros (parlamentares) e N votações nominais de interesse. O voto x_{ij} de um parlamentar j em uma votação i será modelado por um valor numérico como segue:

$$x_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{, se parlamentar votou } sim \\ -1 & \text{, se parlamentar votou } n\tilde{a}o \\ 0 & \text{, em qualquer outro caso} \end{cases}$$

Os outros casos além do sim e do não podem consistir em abstenção, obstrução ou ausência do parlamentar, ou situação em que este não esteja exercendo o mandato na data em que a votação ocorreu. Todos esses casos representam uma impossibilidade de verificar a opinião do parlamentar sobre a votação, e por isso são modelados por um valor euclidianamente equidistante das duas opções.

Normalmente a análise de componentes principais não é adequada para variáveis categóricas, porém neste caso as categorias podem ser claramente representadas em um eixo cartesiano com dois extremos: SIM e NAO. O valor de x_{ij} pode ser interpretado como um estimador para um ponto de utilidade máxima ξ_{ij} do legislador j face à decisão i situado em uma escala contínua de valores deste eixo, tal que quando $\xi_{ij} > 0$ o legislador tende a preferir o SIM, e com mais convicção ou maior importância dada à questão quanto mais distante do zero, e analogamente para $\xi_{ij} < 0$ e a opção NAO. Ora, o comportamento observado que é o voto, por sua natureza categórica, não permite dizer o grau de importância dada ou a convicção com que o parlamentar decidiu por uma ou outra opção, mas é razoável supor que os x_{ij} tal como definidos acima forneçam um estimador para os ξ_{ij} .

Fica definida a matriz de votações X:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & & & & \\ & 1 & & j & & M \\ & 1 & & x_{1j} & \dots & x_{1M} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i1} & \dots & x_{ij} & \dots & x_{iM} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & \dots & x_{NM} & \dots & x_{NM} \end{bmatrix}$$

Por definição esta matriz contém apenas os valores -1, 0 e 1. Para realizar a análise de componentes principais, define-se a matriz centralizada X^* , subtraindo de cada entrada a média da linha:

$$x_{ij}^* = x_{ij} - \langle x_{ij} \rangle_j \tag{1}$$

onde $\langle \, \cdot \, \rangle_j = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \cdot \,$ denota a média nos j. Define-se a matriz de centralização ${\bf C}$ por:

$$c_{ij} = \langle x_{ij} \rangle_j \qquad i = 1..N; \ j = 1..M$$

de forma que:

$$\mathbf{X}^* = \mathbf{X} - \mathbf{C}$$

A variância (amostral) var(i) de cada votação, ou dimensão é:

$$\operatorname{var}(i) = \frac{\sum_{j=1}^{M} \left(x_{ij} - \langle x_{ij} \rangle_{j} \right)^{2}}{M - 1} = \frac{M}{M - 1} \left(\left\langle x_{ij}^{2} \right\rangle_{j} - \left\langle x_{ij} \right\rangle_{j}^{2} \right)$$
$$\operatorname{var}(i) = \frac{M}{M - 1} \left\langle x_{ij}^{*2} \right\rangle_{j} \tag{2}$$

A análise de componentes principais consiste em uma rotação de base \mathbf{R} deste espaço vetorial tal que os dados (centralizados) transformados $\mathbf{\Gamma} = \mathbf{R} \cdot \mathbf{X}^*$ concentram a máxima variância possível na primeira dimensão, a segunda dimensão possui a máxima variância possível sob a restrição de ser ortogonal à primeira, e assim sucessivamente. A cada vetor da nova base é dado o nome de *componente principal*, os valores de \mathbf{R} são chamados *pesos* (ou *loadings*) e as coordenadas obtidas em $\mathbf{\Gamma}$ são chamadas de *scores*.

A ACP é o método estatístico mais popular para redução dimensional de grandes conjuntos de dados [6], e algoritmos de determinação de componentes principais através de decomposição em valores singulares (SVD) são amplamente disponíveis em softwares e bibliotecas de matemática e estatística. A execução é tipicamente muito rápida, com complexidade $O(mn^2)$ onde m>n são as dimensões da matriz de dados, utilizando a notação big-Oh [7]. Neste trabalho foi utilizada a função prcomp do R e a execução para $m\approx n\approx 400$ leva menos de 2 segundos em um computador pessoal com processador de 2,4 GHz.

Como a matriz de rotação \mathbf{R} é ortonormal, sua inversa é igual à transposta \mathbf{R}^t , e tem-se $\mathbf{X}^* = \mathbf{R}^t \cdot \mathbf{\Gamma}$.

Se forem mantidos apenas os $d \leq N$ primeiros componentes principais, a parte relevante da matriz de rotação, que chamaremos de $\mathbf{R}_{(d)}$, e da matriz de scores, $\mathbf{\Gamma}_{(d)}$, terão apenas d linhas, e $\mathbf{R}_{(d)}^t \cdot \mathbf{\Gamma}_{(d)}$ será a melhor aproximação de \mathbf{X}^* que pode ser obtida com um modelo linear deste tipo com d dimensões, onde "a melhor aproximação" se refere à minimização da soma dos quadrados das diferenças das entradas¹.

Utilizando uma nomenclatura usual em análise de votações legislativas, as coordenadas de cada parlamentar j retidas em $\Gamma_{(\mathbf{d})}$ podem ser entendidas como o ponto ideal do parlamentar no espaço d-dimensional de preferências políticas.

Exemplificando para o caso comum em que d=2, a equação $\mathbf{X}^*\approx\mathbf{R}^t_{(2)}\cdot\mathbf{\Gamma}_{(2)}$ foi reescrita abaixo:

$$\begin{bmatrix} x_{11}^* & \dots & x_{1M}^* \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1}^* & \dots & x_{NM}^* \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} R_{11} & R_{21} \\ \vdots & \vdots \\ R_{1N} & R_{2N} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \dots & \gamma_{1M} \\ \gamma_{21} & \dots & \gamma_{2M} \end{bmatrix}$$

¹Em outras palavras, o modelo minimiza a norma de Frobenius da matriz de votações.

Centralização e Normalização

Em diversos contextos em que se aplica a ACP é comum realizar a centralização (subtraindo de cada entrada o valor médio da linha) e a normalização (multiplicando cada entrada por um fator de escala igual ao inverso da variância da linha, de forma a obter variância unitária para todas as direções da base original) de \mathbf{X} antes de proceder à análise.

O algoritmo de determinação das componentes por SVD não é baseado na variância em si, e sim na soma dos quadrados. Para variáveis centralizadas as duas quantidades são proporcionais (vide equação 2), por isso a centralização é recomendável para variáveis que não possam ser supostas de média zero. No caso de votações legislativas a centralização introduz N parâmetros ao modelo (através dos valores L.I. da matriz \mathbf{C}), que podem ser interpretados como sendo relacionados aos tamanhos da maioria e minoria de cada votação.

Já a normalização é em geral recomendável quando as componentes originais possuem unidades de medida distintas, para evitar que dimensões com variâncias numericamente grandes predominem artificialmente. Como todas as votações possuem a mesma "escala", não se faz necessária a normalização. De fato, para o caso de uma votação quase unânime o fator de escala (1/variância) seria muito alto, pois a variância de uma votação quase unânime é baixa, e esta votação receberia um peso maior na composição das componentes principais apenas por ter sido menos acirrada.

Estas considerações sugerem a adoção da centralização, mas não da normalização, na análise de votações utilizando ACP.

Preditor

Para o modelo de classificação, define-se a matriz $\hat{\mathbf{X}}$:

$$\widehat{\mathbf{X}} = \mathbf{R}_{(d)}^t \cdot \mathbf{\Gamma}_{(d)} + \mathbf{C} \tag{3}$$

 $\widehat{\mathbf{X}}$ possui valores em \mathbb{R} que se aproximam dos valores discretos da matriz de votos original \mathbf{X} .

Para $\hat{x}_{ij} > 0$ o modelo prevê que o parlamentar j vota SIM na votação i; para $\hat{x}_{ij} < 0$ o modelo prevê voto NÃO; e para $\hat{x}_{ij} = 0$ o modelo prevê um voto arbitrário (para facilitar a reprodutibilidade dos resultados foi adotado SIM nestes casos).

Este modelo prevê apenas votos SIM ou NÃO, ou seja, não prevê a possibilidade de abstenções, obstruções ou ausências.

Escolha do Número de Dimensões d

O modelo será tanto mais preciso na classificação correta das votações quanto maior for o número de dimensões retidas $d \leq N$. Porém está claro que um modelo simples é mais útil: analisar cada uma do total de N dimensões seria tão trabalhoso quanto analisar individualmente cada uma das N votações (e tão completo quanto). O objetivo é simplificar, retendo o essencial da informação.

Uma forma de quantificar a informação retida (ou perdida) ao considerar apenas d dimensões é observar qual é a fração $\nu_d \leq 1$ da variância total explicada:

$$\nu_d = \frac{\sum_{i=1}^d \frac{M}{M-1} \left\langle \gamma_{ij}^2 \right\rangle_j}{\sum_{i=1}^N \text{var}(i)}$$

onde o numerador é a soma da variância das d primeiras componentes principais, e o denominador é a variância total da matriz de votações.

Quanto maior for ν_d mais preciso será o modelo. Uma prática comum é adotar d tal que se fosse adotado d+1 o ganho em ν_d seria pequeno. Dito isso, o critério é arbitrário, e deve depender do objetivo da análise. Para uma visualização do aspecto geral de distribuição dos parlamentares é prático utilizar d=2, já que assim a visualização no plano é muito mais simples. Seja qual for, a escolha deve vir acompanhada do valor de ν_d correspondente, afim de que se possa ter uma idéia de quanta informação está sendo desconsiderada.

Análise por Partido

No modelo apresentado, nada impede que os valores de X possuam valores reais, situados por exemplo no intervalo [-1;1], em vez de apenas os valores discretos {-1;0;1}. Esta observação permite uma extensão direta do modelo para analisar os parlamentares agregados por partido em vez de considerálos individualmente, bastando considerar o voto médio do partido em cada votação antes de iniciar a análise.

O voto médio do partido k na votação i é definido por:

$$x_{ik} = \frac{1}{|k|} \sum_{j \in k} x_{ij} \tag{4}$$

onde $j \in k$ denota que o parlamentar j pertence ao partido k, e |k| é o número de parlamentares do partido k considerados.

Esta análise é útil para analisar afinidades partidárias e coalizões em ambientes com vários partidos, como é tipicamente o caso das casas legislativas no Brasil.

Tratamento de Valores Faltantes

Todos os métodos de análise de votações legislativas encontrados na literatura revisada descartam ausências e abstenções antes de iniciar a análise, considerando explicita- ou implicitamente que tais atitudes não trazem informação acerca das preferências políticas do legislador, e notando que tais situações representam a minoria dos casos. Por exemplo, Heckman e Snyder notam que as abstenções representam menos de 1% dos votos para câmara e senado estadounidenses, e as assumem aleatórias em relação a resultados das votações e a preferências dos parlamentares [8, p.40].

Já 53a legislatura da Câmara dos Deputados brasileira (período de 2003 a 2006) soma para votações nominais abertas cerca de 6% entre abstenções e obstruções, e as ausências são próximas de 49%. Propõe-se que o comportamento observado de ausentar-se ou abster-se de uma votação traz sim informação acerca das preferências do parlamentar que se deseja estimar, e por isso essa informação não deve ser descartada na análise.

No modelo proposto, ausência, abstenção e obstrução são modeladas através do valor 0. Em relação à alternativa de descartar estas situações, que serão referidas genericamente como votos "nulos", esta modelagem introduz um viés no sentido oposto ao voto médio dos que realmente votaram. Ou seja, supondo sem perda de generalidade que o voto da maioria é sempre SIM, o voto médio dos que votaram será sempre maior que zero, e se o parlamentar faz voto nulo sua preferência nesta votação será modelada como sendo ligeiramente oposta ao SIM (pois seu voto é numericamente menor do que a média), mas não tão oposta quanto se o parlamentar tivesse efetivamente votado NÃO.

Este viés pode parecer arbitrário, porém esta abordagem é consistente tanto com a idéia de que um voto nulo representaria uma indiferença do parlamentar quanto aos resultados SIM e NÃO (o voto nulo é euclidianamente equidistante das duas alternativas) quanto da idéia de que ao não votar o parlamentar pode ter uma preferência contrária àquela que se imagina que será aprovada na votação, como em um "boicote" pessoal (ou em grupo) à votação. Em outras palavras, um parlamentar teria maior tendência de comparecer e não se abster nem obstruir a votação em propostas nas quais ele esteja inclinado a votar com a maioria. Se estas hipóteses são arbitrárias, pode-se dizer que são pelo menos tão arbitrárias quanto a alternativa de considerar que um voto nulo equivale a um parlamentar com preferência igual à preferência média da casa. Nossos resultados sugerem que de fato a forma proposta de modelagem melhora os índices de classificação correta.

No caso da análise por partidos, ao excluir votos nulos do cálculo da média na equação 4 estaria-se buscando considerar que a opinião "do partido" é

composta apenas pela opinião daqueles que votaram ou SIM ou NÃO. Outra opção é excluir apenas as ausências, se os dados permitirem discriminar esta opção. Os resultados aqui apresentados não excluem estes votos, para que a análise reflita o fato de que uma abstenção ou mesmo uma ausência não são equivalentes a concordar com a opinião geral do partido. Além disso a análise fica mais simples, já que não há necessidade de tratamento especial de partidos que tenham estado por exemplo cem porcento ausentes em uma dada votação.

3 Revisão de Outros Métodos

Outros métodos similares de escalonamento multidimensional foram propostos desde então, construindo sobre bases teóricas de análise de componentes principais que remontam ao início do século 20 com Pearson [9] e Hotelling [10], e notando a equivalência destes com métodos utilizados em outras disciplinas, como em psicologia e educação na padronização de provas e análise estatística de resultados em testes de múltipla escolha.

As análises foram feitas no software de estatística ${\bf R}^2$ Como referência para benchmarking foi adotado o algoritmo WNOMINATE, através do pacote wnominate para ${\bf R}^3$.

4 Medidas de Adequação (Fitness)

Aqui, explicar os indicadores e tal.

5 Resultados

Mostrar resultados de indicadores e gráficos.

6 Discussão

Comparar pros e contras dos algoritmos, e contextualizar (ferramenta web, características brasil, vantagens políticas de análise mais transparente e simples etc.)

 $^{^2{\}rm O}$ código dos scripts utilizado está disponível em https://github.com/leonardofl/radar_parlamentar sob licensa AGPL~v3

³O pacote wnominate pode ser encontrado na *Comprehensive R Archive Network*, no endereço http://CRAN.R-project.org/package=wnominate

7 Conclusões

resultados coisas pra melhorar / investigar ex: modelagem de partidos q não votam em alguma votação; suplentes; troca de parlamentares análise de sensibilidade

Referências

- [1] A. Downs, "An economic theory of political action in a democracy," *The Journal of Political Economy*, vol. 65, no. 2, pp. 135–150, 1957.
- [2] K. T. Poole and H. Rosenthal, "A spatial model for legislative roll call analysis," *American Journal of Political Science*, vol. 29(2), pp. 357–384, 1985.
- [3] K. T. Poole and H. Rosenthal, *Congress: A Political-Economic History of Roll Call Voting*. Oxford University Press, USA, Nov. 2000.
- [4] J. Clinton, S. Jackman, and D. Rivers, "The statistical analysis of roll call data," *American Political Science Review*, vol. 98, no. 02, pp. 355–370, 2004.
- [5] E. Leoni, "Ideologia, democracia e comportamento parlamentar: a Câmara dos Deputados (1991-1998)," *Dados*, vol. 45, pp. 361 386, 00 2002.
- [6] M. Kantardzic, "Section 3.4 Principal Componente Analysis," in *Data Mining, Concepts, Models, Methods, and Algorithms*, John Wiley & Sons, INC., 2003.
- [7] G. H. Golub and C. F. van Loan, *Matrix Computations (Johns Hopkins Studies in Mathematical Sciences)(3rd Edition)*. The Johns Hopkins University Press, 3rd ed., Oct. 1996.
- [8] J. J. Heckman and J. M. Snyder, "Linear probability models of the demand for attributes with an empirical application to estimating the preferences of legislators," *The RAND Journal of Economics*, vol. 28, pp. S142–S189, 1997.
- [9] K. Pearson, "On lines and planes of closest fit to systems of points in space," *Philosophical Magazine* (6), vol. 23, pp. 559–572, 1901.
- [10] H. Hotelling, "Analysis of a complex of statistical variables into principal components," 1933.