

A análise de diagnósticos de enfermagem sob uma perspectiva Bayesiana

NURSING DIAGNOSES ANALYSIS UNDER THE BAYESIAN PERSPECTIVE

EL ANÁLISIS DE DIAGNÓSTICOS DE ENFERMERÍA BAJO UNA PERSPECTIVA BAYESIANA

Marcos Venícios de Oliveira Lopes¹, Viviane Martins da Silva², Thelma Leite de Araujo³

RESUMO

O uso de técnicas de estatística bayesiana é uma abordagem que tem sido bem aceita e estabelecida em campos fora da enfermagem como um paradigma de redução da incerteza presente em uma dada situação clínica. O presente artigo tem como propósito apresentar um direcionamento para o uso específico do paradigma bayesiano na análise de diagnósticos de enfermagem. Para isso, as etapas e interpretações de análise bayesiana são discutidas; um exemplo teórico e outro prático sobre análise bayesiana de diagnósticos de enfermagem são apresentados; e há a descrição de como a abordagem bayesiana pode ser utilizada para resumir o conhecimento disponível e apresentar estimativas pontuais e intervalares da verdadeira probabilidade de um diagnóstico de enfermagem. Conclui-se que a aplicação de métodos estatísticos bayesianos é uma importante ferramenta para a definição mais acurada de probabilidades de diagnósticos de enfermagem.

DESCRIPTORIOS

Diagnóstico de enfermagem
Metodologia
Análise estatística

ABSTRACT

The use of Bayesian statistical techniques is an approach that is well accepted and established in fields outside of nursing as a paradigm to reduce the uncertainty present in a given clinical situation. The purpose of this article is to provide guidance regarding the specific use of the Bayesian paradigm in the analysis of nursing diagnoses. The steps and interpretations of Bayesian analysis are discussed. One theoretical and one practical example of Bayesian analysis of nursing diagnoses are presented. It describes how the Bayesian approach can be used to summarize the available knowledge and make point and interval estimates of the true probability of a nursing diagnosis. It was concluded that the application of Bayesian statistical methods is an important tool for more accurate definition of probabilities related to nursing diagnoses.

DESCRIPTORS

Nursing diagnosis
Methodology
Statistical analysis

RESUMEN

El uso de técnicas de estadística bayesiana es un abordaje bien aceptado y establecido en campos externos a la enfermería, como un paradigma de reducción de la incertidumbre presente en una circunstancia clínica determinada. El artículo tiene por propósito presentar una dirección para el uso específico del paradigma bayesiano en el análisis de diagnósticos de enfermería. Se discuten las etapas e interpretaciones de análisis bayesiano. Asimismo, se presenta un ejemplo teórico y otro práctico sobre análisis bayesiano de diagnóstico de enfermería. Se describe el modo en el que el abordaje bayesiano puede utilizarse para resumir el conocimiento disponible y presentar estimaciones puntuales e intervalares de la verdadera probabilidad de un diagnóstico de enfermería. Se concluye en que la aplicación de métodos estadísticos bayesianos es una importante herramienta para la definición más exacta de probabilidades de diagnósticos de enfermería.

DESCRIPTORES

Diagnósticos de enfermería
Metodología
Análisis estadístico

¹ Enfermeiro. Doutor em Enfermagem. Estatístico. Professor Associado da Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, CE, Brasil. marcos@ufc.br ² Enfermeira. Doutora em Enfermagem. Professora Adjunta da Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, CE, Brasil. viviane.silva@ufc.br ³ Enfermeira. Doutora em Enfermagem. Professora Associada da Universidade Federal do Ceará. Fortaleza, CE, Brasil. thelmaaraujo2003@yahoo.com.br

INTRODUÇÃO

Embora a falta de atenção com a acurácia dos diagnósticos seja um problema descrito na literatura⁽¹⁾, sabe-se que a utilização de diagnósticos de enfermagem válidos e confiáveis fortalece a responsabilidade profissional, prática e pesquisa básica de enfermagem⁽²⁾. Neste âmbito, tem sido defendido que a evidência do que constitui diagnósticos de enfermagem acurados, ou as escolhas de intervenção de enfermagem ótimas ainda são relativamente pequenas quando comparada com a literatura biomédica⁽³⁾. Ademais, sabe-se que as enfermeiras necessitam ser hábeis a extrair decisões para problemas mais complexos a partir de uma base de conhecimento bem estruturada⁽⁴⁾.

A acurácia dos diagnósticos de enfermagem tem sido descrita considerando o julgamento clínico realizado individualmente em situações específicas⁽⁵⁾. Por outro lado, as discussões sobre como analisar de forma acurada um conjunto de dados relativos a diagnósticos de enfermagem têm sido escassas. Na maioria das vezes tais discussões estão centradas na descrição de percentuais de amostras extraídas de populações específicas. Apesar de existirem diversas técnicas de análise que podem ser utilizadas para melhorar a acurácia e precisão dos diagnósticos, a literatura aponta que, para enfrentar as incertezas presentes nas diversas situações clínicas, comumente as enfermeiras utilizam um conhecimento embasado em sua experiência, sendo este considerado necessário, mas não uma base suficiente para tal intuito⁽⁶⁻⁷⁾.

Desta forma, a definição correta da prevalência, incidência ou mesmo do impacto dos diagnósticos de enfermagem sobre uma população específica necessita ser mais precisa e acurada com o objetivo de direcionar de forma mais adequada a escolha da intervenção ou de informações a serem prestadas aos pacientes⁽⁷⁾. Ao se considerar que enfermeiras trabalham sob condições de incerteza, lidando com probabilidades, então se faz necessário o desenvolvimento de habilidades para avaliar as melhores estimativas à luz das evidências disponíveis⁽⁸⁾. Além disso, enfermeiras são crescentemente solicitadas a ordenar e interpretar testes diagnósticos, sendo essencial que elas entendam a importância de reconhecer padrões e medidas básicas associadas com condições clínicas⁽⁷⁾.

Neste ponto, o julgamento clínico (em específico) e a identificação de padrões de ocorrência de um diagnóstico de enfermagem (em geral) constituem um processo de acúmulo de informação visando reduzir nossa incerteza sobre os mesmos. Um estudo sobre o conceito de incerteza concluiu que, na enfermagem, uma investigação adicional é necessária para explorar a extensão do raciocínio probabilístico e seus efeitos sobre nosso grau de incerteza sobre os fenômenos específicos da profissão⁽⁹⁾.

No domínio probabilístico, decisões são baseadas em prever a probabilidade de resultados pacientes particulares⁽¹⁰⁾. Em seu estado puro, probabilidades representam chance, ou uma medida numérica da incerteza associada com um evento ou eventos. A abordagem probabilística fornece informações sobre o grau de incerteza de um diagnóstico e pode então ser usado como base para a melhoria da prática^(7,10-11).

Neste âmbito, a análise estatística desempenha papel fundamental. Mais recentemente, pesquisadores de diversas áreas tem se interessado por uma corrente estatística que lida com a definição de probabilidades sob o ponto de vista subjetivo: Estatística Bayesiana. O uso de técnicas de estatística bayesiana é uma abordagem que está bem aceita e estabelecida em campos fora da enfermagem⁽⁸⁾.

Alguns autores consideram que o pensamento bayesiano pode contribuir para a redução da incerteza sobre os fenômenos de enfermagem contribuindo para a acurácia das análises⁽¹²⁾. Outros autores afirmam que, em seu estudo sobre qualidade do julgamento e da tomada de decisão na enfermagem, nenhum dos estudos analisados usou esta abordagem como critério para comparar juízos e decisões das enfermeiras⁽¹¹⁾. Estes mesmos autores acrescentam que, independente das discussões sobre a existência ou não de uma

realidade pragmática, a análise bayesiana pode ser uma ferramenta adicional importante para medida em julgamento e pesquisa de tomada de decisão.

Neste sentido, o paradigma Bayesiano se dedica exatamente ao estudo da incerteza sobre parâmetros de interesse dos cientistas e faz uso do conceito de probabilidade que corresponde ao uso dessa palavra no cotidiano⁽¹³⁾. Assim, o desenvolvimento de uma notação probabilística direcionada especificamente para a análise bayesiana de diagnósticos de enfermagem pode contribuir para as discussões e aperfeiçoamento do processo de caracterização de perfis diagnósticos^(8,11).

Baseado nas considerações anteriores, o objetivo deste trabalho é descrever as bases da análise bayesiana e apresentar um direcionamento para o uso específico deste paradigma na análise de diagnósticos de enfermagem. A descrição final deste trabalho inclui os passos primordiais para a determinação da probabilidade de uma resposta humana com base no conhecimento anterior (distribuição a priori) e no conhecimento fornecido pelos dados de uma pesquisa (verossimilhança).

ANÁLISE DE DIAGNÓSTICOS DE ENFERMAGEM SOB UMA PERSPECTIVA BAYESIANA

Existem duas principais abordagens da estatística: a clássica (também denominada de frequentista ou objeti-

Alguns autores consideram que o pensamento bayesiano pode contribuir para a redução da incerteza sobre os fenômenos de enfermagem contribuindo para a acurácia das análises...

va) e a bayesiana⁽¹⁴⁾. A diferença básica entre as duas abordagens repousa sobre o conceito de probabilidade. Embora existam diversas definições de probabilidade, os dois tipos que nos interessa definir no presente artigo são as probabilidades empíricas e as subjetivas. A visão empírica de probabilidade é definida pela proporção ou frequência relativa do evento observado em longo prazo (no jargão estatístico dizemos *quando a amostra tende ao infinito*). Por outro lado, a visão subjetiva de probabilidade refere-se à medida pessoal de incerteza baseada nas evidências disponíveis. É sobre esta visão que repousa toda a análise bayesiana.

É importante destacar que as duas abordagens tendem a apresentar os mesmos resultados numéricos nas situações em que baseamos nossas conclusões estão baseadas somente em observações empíricas (dados obtidos da investigação). Ainda assim, as interpretações das duas abordagens são completamente distintas. Ademais, probabilidades subjetivas podem ser utilizadas para análise de eventos dos quais não dispomos de dados empíricos anteriores. Estes pontos serão mais discutidos à frente. Por fim, probabilidades subjetivas podem ser consideradas mais gerais que probabilidades empíricas tendo em vista que aquelas podem ser utilizadas para medir, também, a incerteza que temos sobre eventos únicos e particulares⁽¹⁴⁾.

Como é descrito em muitas obras, a abordagem bayesiana teve sua origem baseada no trabalho do clérigo inglês Thomas Bayes sobre igualdade entre probabilidades gerais o qual ficou conhecido como teorema de Bayes. A proposta Bayesiana para análise de probabilidades diagnósticas está firmemente baseada em fundamentos axiomáticos que provêem uma estrutura lógica unificada, contribuindo para uma avaliação consistente dos dados⁽¹⁵⁾. Em termos de diagnósticos de enfermagem, a probabilidade de uma resposta humana é interpretada como uma medida condicional de incerteza da ocorrência desta resposta, considerando as características definidoras específicas e o contexto onde a avaliação de saúde foi efetuada.

Em termos práticos, as enfermeiras se deparam com um conjunto de pacientes onde cada um deles pode apresentar a resposta humana de interesse com certa probabilidade. Neste contexto, a definição da verdadeira probabilidade da ocorrência de uma resposta humana numa dada população depende do conhecimento anterior sobre a resposta humana naquela população e das informações clínicas disponíveis. Isto caracteriza a análise de diagnósticos de enfermagem como um problema da medida do grau de incerteza. De forma notacional, a probabilidade ϑ de uma resposta humana a partir da informação disponível k , que representaremos por $p(\vartheta|k)$, é uma medida do grau de crença da presença da resposta ϑ que nos sugere a informação contida em k . Daí decorre que a probabilidade atribuída a uma resposta é sempre condicional à informação que se possui sobre ela em dada situação clínica.

Sendo assim e considerando um conjunto de características definidoras, a análise bayesiana tem como fundamento o fato de que a probabilidade final de ocorrência de uma resposta humana (probabilidade a posteriori), condicionada à informação obtida por um levantamento de dados (pesquisa), é proporcional à probabilidade de se obter aquela amostra da pesquisa (verossimilhança) multiplicada pela probabilidade que se atribuiu inicialmente à resposta (probabilidade a priori). Conforme descrito, a função de verossimilhança está diretamente relacionada à ocorrência da resposta humana identificada a partir dos dados da pesquisa realizada, enquanto que a probabilidade a priori representa a prevalência da resposta humana obtida a partir do conhecimento anteriormente existente.

Em resumo, a análise bayesiana envolve três etapas: o estabelecimento da informação inicial e sua correspondente distribuição de probabilidade inicial; a informação sobre a verossimilhança com base nos dados obtidos; e o estabelecimento da probabilidade posterior que combina a informação anterior com os dados da investigação realizada⁽¹⁶⁾. Cada uma destas etapas apresenta características essenciais que devem ser consideradas com atenção para a análise da resposta humana de interesse.

DISTRIBUIÇÃO INICIAL OU A PRIORI

Métodos bayesianos requerem a escolha de uma distribuição anterior de probabilidades. Nesta fase, os pesquisadores devem definir uma única distribuição de probabilidade que descreva o conhecimento disponível sobre a resposta humana de interesse, e usar o teorema de Bayes para combinar isto com a informação provida pelos dados da pesquisa descrita na função de verossimilhança. Entretanto, esta etapa é uma tarefa árdua, sendo possível que informações anteriores apresentem um papel débil para atuar como aproximações adequadas para uma distribuição anterior própria. O uso ingênuo de distribuições anteriores simples, como a busca de distribuições de probabilidades anteriores presumidamente *não-informativas*, pode esconder suposições importantes não comprovadas, as quais podem facilmente dominar ou invalidar a análise⁽¹⁷⁾.

Em termos técnicos, a definição da distribuição anterior depende, em um primeiro momento, de como a variável de interesse foi definida. Um diagnóstico de enfermagem pode ser considerado uma variável de distribuição discreta, pois assume valores finitos em um dado intervalo, representada pelo número de indivíduos com o diagnóstico de interesse. Entre as distribuições de probabilidades de variáveis discretas de interesse direto para a análise de diagnósticos de enfermagem, temos a distribuição binomial. Sua função de probabilidade é definida na forma:

$$P(H = h) = \binom{n}{h} \theta^h (1 - \theta)^{n-h}$$

Neste caso, $P(H = h)$ representa a probabilidade de se encontrar exatamente um número h de indivíduos na amostra observada com a resposta humana de interesse; n é o número total de indivíduos avaliados, h representa o número de indivíduos que apresentam a resposta humana e ϑ é a probabilidade de ocorrência da resposta humana de interesse.

Entretanto, a análise bayesiana pode ser facilitada pelo uso das chamadas famílias conjugadas de distribuições. O termo estatístico família conjugada refere-se ao fato de que, para qualquer distribuição inicial pertencente a uma família de distribuições, a distribuição final também pertencerá a ela. Sob muitas circunstâncias, a distribuição binomial é conjugada à família de distribuições Beta⁽¹⁸⁾. A distribuição Beta é calculada pela fórmula a seguir:

$$Be(\theta\alpha, \beta) = \frac{\Gamma(\alpha+\beta)}{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)} \theta^{\alpha-1}(1-\theta)^{\beta-1}$$

Onde: $\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx$ é a função Gama.

Em síntese, a distribuição anterior mede quão provável é a ocorrência de uma determinada resposta humana, considerando o conhecimento inicial descrito e disponível na literatura científica^(15,19). Por outro lado, existe discussão sobre as situações nas quais, supostamente, não dispomos de informação sobre a probabilidade e/ou distribuição de probabilidade do evento de interesse. Alguns autores recomendam o uso de distribuições não informativas. Tais distribuições devem representar nosso desconhecimento sobre o fenômeno. Por exemplo, se estamos interessados em identificar a verdadeira proporção de ocorrência de um diagnóstico de enfermagem, uma distribuição não informativa seria uma distribuição binomial com $p = 0,5$, ou seja, neste caso estamos considerando que a probabilidade de um indivíduo apresentar o diagnóstico de enfermagem em questão é similar a jogarmos uma moeda e decidirmos conforme o resultado obtido. É fato que distribuições a priori têm uma natureza fortemente subjetiva e outra estratégia para identificar tais distribuições pode ser a discussão com painéis de especialistas. O objetivo destes painéis é estabelecer um consenso sobre a probabilidade do evento em questão.

FUNÇÃO DE VEROSSIMILHANÇA

A seguir, e a partir dos dados coletados numa pesquisa, estabelece-se o valor da verossimilhança, onde $p(k|\theta)$ é uma função que descreve a verossimilhança dos distintos valores da resposta humana ϑ à luz dos dados k fornecidos pela pesquisa⁽¹⁵⁾. De fato, os valores de ϑ que tornam grande $p(k|\theta)$ são aqueles que faziam mais plausível a observação do resultado k que foi eventualmente observado. Como consequência, após observar os dados da amostra, o valor da proporção observada da resposta humana resulta mais verossímil que os demais.

Neste âmbito, é necessário encontrar o que se denomina estatística suficiente. A definição de estatística suficiente refere-se a uma função que contém toda a informação sobre a resposta humana disponível nos dados da pesquisa. Em se tratando dos diagnósticos de enfermagem uma estatística suficiente é a proporção de indivíduos com o diagnóstico. A estimativa da verossimilhança nada mais é do que as estimativas dos parâmetros de interesse obtidas a partir da amostra estudada, o que é comumente feito nas análises estatísticas clássicas.

DISTRIBUIÇÃO À POSTERIORI

O teorema de Bayes é simplesmente expressado em palavras pelo estado que a distribuição à posteriori é proporcional à verossimilhança vezes a distribuição à priori^(15,19). A distribuição posterior é centrada num ponto que representa equilíbrio entre a informação anterior e os dados obtidos na pesquisa, de modo que tal equilíbrio é controlado em maior extensão pelos dados à medida que o tamanho da amostra aumenta⁽¹⁶⁾.

De um ponto de vista Bayesiano, o resultado final de um problema de inferência sobre qualquer quantidade desconhecida é nada mais que a correspondente distribuição posterior. Assim, tudo o que pode ser dito sobre qualquer resposta humana ϑ dos parâmetros que compõem o modelo probabilístico está contido na distribuição posterior $p(\theta|k)$ ⁽¹⁵⁾. Resumidamente, a definição da distribuição final da probabilidade (θ) de uma resposta humana é extraída do resultado de uma investigação sobre a prevalência de uma resposta humana, definido mediante o modelo $p(k|\theta)$, combinado com a distribuição inicial $p(\theta)$ da resposta humana de interesse (prevalência suposta inicialmente).

Para a definição de uma distribuição final, em geral, se utilizam as famílias conjugadas de distribuições. Todavia, em algumas situações, as distribuições podem não apresentar uma forma conhecida ou mesmo simples. Nestes casos, métodos de simulação de dados têm sido utilizados para extrair as conclusões de análises bayesianas. Como este tópico apresenta certo nível de complexidade, não trataremos dele aqui. Os interessados podem buscar uma ampla bibliografia disponível sobre métodos de simulação Monte Carlo em Cadeias de Markov, algoritmos EM etc.

Considerando o caso de estimar proporções de ocorrência de diagnósticos de enfermagem, se a distribuição a priori foi definida como uma distribuição binomial, sua distribuição final conjugada será uma distribuição Beta. Assim, a distribuição final $p(\theta|k)$ de uma resposta humana de interesse poderá ser tratada como uma distribuição Beta com os parâmetros $(\alpha + k, \beta + n - k)$ – onde α e β representam parâmetros que podem ser calculados a partir da média e da variância da distribuição binomial inicial, n é o número de indivíduos avaliados, k o número de indivíduos com o fenômeno de interesse^(17,20).

UM EXEMPLO TEÓRICO

Deseja-se saber a proporção desconhecida do diagnóstico de enfermagem Padrão respiratório ineficaz, que será aqui denotado por θ numa população de crianças acometidas por pneumonia. Após a realização de um levantamento bibliográfico, identifica-se que a prevalência de θ situa-se entre 0,20 e 0,60. Após a avaliação de 1000 crianças portadoras de pneumonia, 200 apresentaram o diagnóstico de enfermagem em questão. Para se definir a distribuição final de probabilidade de ocorrência do diagnóstico Padrão Respiratório Ineficaz nesta população, procede-se da seguinte forma:

Passo 1: Estabelecer a distribuição inicial

Nós consideramos θ uma variável cuja probabilidade pode assumir qualquer valor no intervalo 0 e 1 tornando-se uma variável contínua. Para o caso de uma resposta humana, a distribuição que trata θ como variável contínua é a distribuição Beta. Esta distribuição é caracterizada por duas constantes não negativas α e β , e os valores de suas respectivas variáveis situam-se no intervalo 0 e 1. Para encontrar a distribuição Beta de interesse, iniciamos com a especificação da média e do desvio-padrão de θ . Em nosso caso, podemos assumir que $\theta = 0,40$ (média das prevalências encontradas para o diagnóstico Padrão Respiratório Ineficaz). Como a maior parte de nossa probabilidade deve estar entre 0,20 e 0,60, é razoável supor que temos dois desvios-padrão da média 0,40 até 0,60 a qual é uma distância de 0,20. Daí, um desvio-padrão equivale a 0,10. Uma propriedade da distribuição Beta é que α e β podem ser encontradas por meio da média e da variância pelas fórmulas a seguir:

$$\alpha = \mu \{ [\mu(1 - \mu) / \sigma^2] - 1 \}; \beta = [1 - \mu] \{ [\mu(1 - \mu) / \sigma^2] - 1 \}.$$

Onde a média de θ é denotada por μ e o desvio-padrão por σ .

Para o nosso exemplo:

$$\alpha = 0,4 \{ [0,4(1 - 0,4) / 0,01] - 1 \} = 9,2$$

$$\beta = [1 - 0,4] \{ [0,4(1 - 0,4) / 0,01] - 1 \} = 13,8$$

Para evitar cálculos complexos com a função Gamma devido aos valores não inteiros para α e β , arredondaremos os valores de α e β . Daí a distribuição inicial fica: $p(\theta) = \text{Be}(\theta|9, 14)$.

Passo 2: Estabelecimento da distribuição da Verossimilhança

Na análise dos 1000 pacientes, dos quais 200 apresentaram o diagnóstico de enfermagem em questão, a probabilidade extraída dos dados é calculada pela distribuição binomial:

$$p(\theta|k) = \binom{1000}{200} \theta^{200} (1-\theta)^{800}$$

Passo 3: Estabelecimento da distribuição posterior final

A distribuição a posteriori é obtida pelo produto da distribuição a priori pela verossimilhança:

$p(\theta|k) = \text{Be}(\theta|\alpha + k, \beta + n - k) = \text{Be}(\theta|9 + 200, 14 + 1000 - 200) = \text{Be}(\theta|209, 814)$ onde n é o número de pacientes avaliados e k o número de pacientes que apresentaram o diagnóstico de enfermagem em questão (Padrão respiratório ineficaz).

Passo 4: Cálculo das medidas descritivas e dos intervalos de credibilidade

A média da distribuição posterior é calculada como $= \mu = \alpha / (\alpha + \beta) = 209 / (209 + 814) = 0,204$

A variância da distribuição posterior será $= \sigma^2 = [\mu(1 - \mu)] / (\alpha + \beta + 1) = [0,204(1 - 0,204)] / (209 + 814 + 1) = 0,000158$ e o desvio-padrão a posteriori será 0,0126.

Como a distribuição Beta é simétrica e pode ser aproximada por uma distribuição normal e, dado que o desvio-padrão de θ foi calculado como sendo 0,0126, então para uma confiança de 95% calculamos 1,96 desvios-padrão que será igual a 0,0246. Subtraindo e adicionando este valor da média, temos o intervalo de credibilidade de 95% igual a 0,1796 – 0,2289. De forma intuitiva, concluiu-se, com 95% de confiança, que a probabilidade de ocorrência do diagnóstico Padrão respiratório ineficaz situa-se entre 17,96% e 22,89%. Note que a interpretação dos intervalos de credibilidade bayesianos é diferente da interpretação de intervalos de confiança da abordagem clássica.

UM EXEMPLO DE APLICAÇÃO PRÁTICA

Para uma aplicação com dados reais, um conjunto de dados relacionados a estimativas da proporção de diagnósticos de enfermagem em crianças com cardiopatia congênita foi obtido de um estudo anterior⁽²¹⁾ que avaliou 45 indivíduos. Estes dados foram utilizados como base para definição da função de verossimilhança de quatro diagnósticos de enfermagem: Intolerância à atividade, Desobstrução ineficaz de vias aéreas, Crescimento e desenvolvimento retardados e Padrão respiratório ineficaz. As distribuições finais da proporção de cada diagnóstico foram calculadas tendo como base, além dos dados da pesquisa citada, três possíveis distribuições a priori: uma distribuição não informativa binomial com parâmetro de 0,50 e variância de 0,25; uma distribuição a priori baseada no julgamento de duas enfermeiras com experiência no uso de diagnósticos de enfermagem e no cuidado a crianças com cardiopatia congênita as quais buscaram um consenso quanto à probabilidade de ocorrência de cada diagnóstico e o respectivo intervalo de probabilidade de 95%; e uma distribuição a priori baseada em dados de um estudo publicado anterior que utilizou uma popula-

ção similar de 22 crianças⁽²²⁾. Os cálculos foram feitos de forma similar ao apresentado na seção anterior e estão resumidos na Tabela 1 que mostra as estimativas finais da proporção dos diagnósticos Intolerância à atividade (IA),

Desobstrução ineficaz de vias aéreas (DIVA), Crescimento e desenvolvimento retardados (CDR) e Padrão respiratório ineficaz (PRI) em crianças com cardiopatias congênitas baseadas em três distribuições a priori.

Tabela 1 – Estimativas finais da proporção de três diagnósticos de enfermagem em crianças com cardiopatias congênitas baseadas em três distribuições a priori

Diagnóstico	Priori (binomial)		Posteriori (Beta)		Estimativas finais		
	θ	$\theta *(1 - \theta)$	α	B	θ	Intervalo de credibilidade	
1. Priori não informativa							
IA	0,5	0,25	38	7	0,8444	0,8388	0,8500
DIVA	0,5	0,25	24	21	0,5333	0,5227	0,5439
CDR	0,5	0,25	35	10	0,7777	0,7704	0,7851
PRI	0,5	0,25	41	4	0,9111	0,9076	0,9145
2. Priori por especialistas							
IA	0,6	0,0025	38,6	7,05	0,8455	0,8400	0,8510
DIVA	0,6	0,0025	24,6	21,05	0,5388	0,5284	0,5493
CDR	0,3	0,0025	35,3	10,05	0,7783	0,7710	0,7856
PRI	0,7	0,01	41,7	4,1	0,9104	0,9070	0,9138
3. Priori baseada em dados							
IA	0,86	0,34	38,03	7,00	0,8444	0,8388	0,8500
DIVA	0,72	0,44	24,02	21,01	0,5335	0,5229	0,5440
CDR	0,68	0,46	35,01	10,00	0,7777	0,7703	0,7850
PRI	0,68	0,46	41,01	4,00	0,9109	0,9075	0,9144

Como o tamanho amostral foi moderado, a distribuição posterior foi fortemente influenciada pelos dados clínicos (função de verossimilhança) e as estimativas pontuais e de intervalos de credibilidade não mostraram maiores diferenças entre si. Por exemplo, podemos afirmar com 95% de confiança que a probabilidade de crianças cardiopatas apresentarem o diagnóstico de enfermagem Intolerância à atividade situa-se entre 83% e 85%. Percebe-se que o intervalo é bastante pequeno denotando boa precisão de nossa estimativa. Um raciocínio similar pode ser feito para os demais diagnósticos.

CONCLUSÃO

As bases axiomáticas em que se assentam os pressupostos bayesianos permitem a comparação direta de diagnósticos de enfermagem em realidades diferentes de modo a estabelecer se as informações encontradas podem ser utilizadas como informações válidas sob a forma de uma distribuição anterior. A partir disto, pode-se resumir o conhecimento disponível e dos dados coletados de uma investigação numa distribuição posterior que apresenta estimativas pontuais e intervalares da verdadeira probabilidade de um diagnóstico de enfermagem, fornecendo uma interpretação intuitiva mais próxima da realidade.

Assim, a principal vantagem do uso de métodos bayesianos reside na utilização de todo o conhecimento disponível acerca de um fenômeno para expressá-lo conjuntamente na forma de uma distribuição única de probabilidade, da qual podem ser extraídas todas as informações relevantes para o estudo num processo gradativo de redução da incerteza e de aprendizagem sobre

o fenômeno em questão. Métodos estatísticos clássicos tratam cada estudo desenvolvido sobre um mesmo tema de forma independente, desconsiderando a existência de dados anteriores. Na pesquisa com diagnósticos de enfermagem, a aplicação de métodos bayesianos pode ser útil na análise de probabilidade de diagnósticos em grupos específicos, bem como na análise de eventos raros (seja o diagnóstico de enfermagem ou a doença de base para qual se estudam os diagnósticos de enfermagem). Métodos estatísticos clássicos dependem de tamanhos amostrais relativamente grandes as quais são de complicada obtenção em muitas destas situações.

Outras vantagens incluem: a independência do tamanho amostral utilizado (obviamente que em amostras pequenas os intervalos de credibilidade calculados serão maiores denotando maior incerteza sobre o fenômeno estudado) e a não utilização de pressupostos restritivos comuns na aplicação de testes estatísticos do paradigma frequentista. Além disso, o paradigma bayesiano opera com o conceito de incerteza, permitindo sua aplicação em abordagens que visam discutir acurácia, sensibilidade e especificidade de diagnósticos de enfermagem, temas importantes na determinação de indicadores clínicos relevantes.

Apesar dos fatores positivos apontados, é importante esclarecer que existem dificuldades e limitações no uso da análise bayesiana. Tais limitações incluem: a necessidade de conhecimento de distribuições estatísticas e de cálculo; o uso de softwares específicos e de interface pouco amigável; a necessidade de estabelecer uma distribuição anterior baseada no conhecimento prévio. Este último ponto nem sempre é fácil, devido à ausência de informações anteriores. Em algumas situações, faz-se uso de

distribuições uniformes ou se define de forma subjetiva a distribuição anterior. Todavia, isto pode não representar adequadamente a realidade e induzir a erro de análise. Os vieses metodológicos para estudos bayesianos são os mesmos para estudos que utilizam a análise estatística clássica. Além disso, muita atenção deve ser dada quando se incorpora a informação de estudos anteriores nas distribuições a priori. A incorporação de estudos de baixa qualidade metodológica poderá influenciar nas estimativas finais da distribuição posterior.

Apesar de toda a notação utilizada neste artigo, é necessário esclarecer que nossas considerações correspondem aos fundamentos da teoria bayesiana descrita de forma específica para a análise de diagnósticos de enfer-

magem. Nossa descrição limitou-se à análise isolada de uma resposta humana com o intuito de apresentar as bases do paradigma bayesiano.

De maneira específica, o processo metodológico de uma análise bayesiana de diagnósticos de enfermagem deve incluir a descrição da resposta humana de interesse, o conhecimento anterior sobre a mesma representada pela prevalência encontrada em estudos anteriores, o modelo probabilístico anterior escolhido e sua justificativa, as respectivas distribuições inicial, verossimilhança e posterior de referência, e as conclusões numéricas que podem ser extraídas das mesmas. O exemplo de aplicação apresentado descreve cada um desses passos até a obtenção do intervalo de probabilidade final.

REFERÊNCIAS

1. Lunney M. Critical thinking and accuracy of nurses' diagnoses. *Int J Nurs Terminol Classif.* 2003;14(3):96-107.
2. Mackenzie SJ, Laschinger HKS. Correlates of nursing diagnosis quality in public health nursing. *J Adv Nurs.* 1995;21(4):800-8.
3. Thompson C. Clinical decision making in nursing: theoretical perspectives and their relevance to practice – a response to Jean Harbison. *J Adv Nurs.* 2001;35(1):134-7.
4. Offredy M. The application of decision making concepts by nurse practitioners in general practice. *J Adv Nurs.* 1998;28(5):988-1000.
5. Lunney M. Critical thinking and accuracy of nurses' diagnoses. Part I: risk of low accuracy diagnoses and new views of critical thinking. *Rev Esc Enferm USP.* 2003; 37(2):17-24.
6. Dijkstra A, Tiesinga LJ, Plantinga AL, Veltman G, Dassen TWN. Diagnostic accuracy of the Care Dependency Scale. *J Adv Nurs.* 2005;50(4):410-6.
7. Thompson C. Clinical experience as evidence in evidence-based practice. Clinical experience as evidence in evidence-based practice. *J Adv Nurs.* 2003;43(3):230-7.
8. Harbison J. Clinical decision making in nursing: theoretical perspectives and their relevance to practice. *J Adv Nurs.* 2001;35(1):126-33.
9. Penrod J. Refinement of the concept of uncertainty. *J Adv Nurs.* 2001;34(2):238-45.
10. Buckingham CD, Adams A. Classifying clinical decision making: a unifying approach. *J Adv Nurs.* 2000;32(4):981-9.
11. Dowding D, Thompson C. Measuring the quality of judgement and decision-making in nursing. *J Adv Nurs.* 2003;44(1):49-57.
12. Harbison J. Clinical judgment in the interpretation of evidence: a Bayesian approach. *J Clin Nurs.* 2006;15(12):1489-97.
13. Congdon P. Applied bayesian modelling. Chichester: John Wiley & Sons; 2003.
14. Iversen GR. Bayesian statistical inference. London: Sage; 1984.
15. Bernardo JM. Bayesian statistics. In: Viertl R. Encyclopedia of Life Support Systems (EOLSS): probability and statistics. Oxford: UNESCO; 2003. p. 1-45.
16. Gelman A, Carlin JB, Stern HS, Rubin DB. Bayesian data analysis. London: Chapman & Hall/CRC; 2004.
17. Spiegelhalter DJ, Abrams KR, Myles JP. Bayesian approaches to clinical trials and health-care evaluation. Chichester: John Wiley & Sons; 2004.
18. O'Hagan A. Kendall's advanced theory of statistics: Bayesian inference. London: Arnold; 2004. v. 2B.
19. Lindley DV. Making decisions. London: John Wiley & Sons; 1992.
20. Bernardo JM. Reference analysis. In: Dey DK, Rao CR. Handbook of statistics. Amsterdam: Elsevier; 2005. p. 17-90.
21. Silva VM, Lopes MVO, Araujo TL. Estudio longitudinal de los diagnósticos enfermeros identificados en niños con cardiopatías congénitas. *Enferm Clin.* 2006; 16(4):176-83.
22. Silva VM, Lopes MVO, Araujo TL. Diagnósticos de enfermería y problemas colaboradores en niños con cardiopatías congénitas. *Rev Mex Enferm Cardiol.* 2004; 12(2):50-5.