TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO

BTCU Especial

Boletim do Tribunal de Contas da União

Diário Eletrônico

Ano 37 | nº 34 | Quarta-feira, 26/12/2018

PORTARIA-SEGECEX Nº 40, DE 26 DE DEZEMBRO DE 2018

Aprova o documento "Orientações para o Uso de Técnicas de Amostragem Probabilística em Auditorias".

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO
Boletim do Tribunal de Contas da União
Regulamentado pelo art. 98 da Lei n° 8.443, de 16 de julho de 1992,
e pelos §§ 3° a 5° do art. 295 do Regimento Interno do TCU

http://www.tcu.gov.br btcu@tcu.gov.br

SAFS Lote 1 Anexo I sala 424 - CEP:70042-900 - Brasília - DF
Fones: 3316-7279/3316-7869/3316-2484/3316-5249

Presidente
RAIMUNDO CARREIRO SILVA

Vice-Presidente
JOSÉ MUCIO MONTEIRO FILHO

Ministros
WALTON ALENCAR RODRIGUES
BENJAMIN ZYMLER
JOÃO AUGUSTO RIBEIRO NARDES
AROLDO CEDRAZ DE OLIVEIRA
ANA LÚCIA ARRAES DE ALENCAR
BRUNO DANTAS NASCIMENTO
VITAL DO RÊGO FILHO

Ministros-Substitutos
AUGUSTO SHERMAN CAVALCANTI
MARCOS BEMQUERER COSTA
ANDRÉ LUÍS DE CARVALHO
WEDER DE OLIVEIRA

Ministério Público junto ao TCU
Procuradora-Geral
CRISTINA MACHADO DA COSTA E SILVA

Subprocuradores-Gerais
LUCAS ROCHA FURTADO
PAULO SOARES BUGARIN

Procuradores
MARINUS EDUARDO DE VRIES MARSICO
JÚLIO MARCELO DE OLIVEIRA
SERGIO RICARDO COSTA CARIBÉ
RODRIGO MEDEIROS DE LIMA

SECRETARIA-GERAL DE ADMINISTRAÇÃO
Secretário-Geral
CARLOS ROBERTO CAIXETA
segedam@tcu.gov.br

Boletim do Tribunal de Contas da União especial - Ano. 37, n. 24 (2018)- .
Brasília: TCU, 2018- .

Irregular.
Continuação de: Boletim do Tribunal de Contas da União Administrativo Especial.

1. Ato administrativo - periódico - Brasil. I. Brasil. Tribunal de Contas da União (TCU).

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Ministro Ruben Rosa

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

SECRETARIA-GERAL DE CONTROLE EXTERNO

PORTARIAS

PORTARIA-SEGECEX Nº 40, DE 26 DE DEZEMBRO DE 2018

Aprova o documento "Orientações para o Uso de Técnicas de Amostragem Probabilística em Auditorias".

O SECRETÁRIO-GERAL DE CONTROLE EXTERNO, no uso de suas atribuições e considerando o disposto no art. 34, inciso III, da Resolução-TCU nº 284, de 30 de dezembro de 2016:

considerando que os Planos de Controle Externo e Diretrizes do Tribunal de Contas da União para o período de 2017 a 2019 definiram como linhas de ação de gestão "Prestar suporte técnico quanto ao emprego de métodos e técnicas de controle externo" e "Aperfeiçoar procedimentos e normas processuais e de fiscalização", resolve:

Art. 1º Fica aprovado o documento "Orientações para o Uso de Técnicas de Amostragem Probabilística em Auditorias", na forma do Anexo Único desta portaria.

Art. 2º Compete à Secretaria de Métodos e Suporte ao Controle Externo manter atualizado o documento de que trata o artigo anterior, cabendo-lhe, ainda, o esclarecimento de dúvidas e o recebimento de sugestões para o seu aperfeiçoamento.

Art. 3º Esta Portaria entra em vigor na data de sua publicação.

CLÁUDIO SOUZA CASTELLO BRANCO

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

ANEXO ÚNICO À PORTARIA-SEGECEX Nº 40, DE 26 DE DEZEMBRO DE 2018.

TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO

SECRETARIA-GERAL DE CONTROLE EXTERNO

SECRETARIA DE MÉTODOS E SUPORTE AO CONTROLE EXTERNO

ORIENTAÇÕES PARA O USO DE TÉCNICAS DE AMOSTRAGEM PROBABILÍSTICA EM AUDITORIA

SEGECEX / SEMEC

DEZEMBRO - 2018

Tribunal de Contas da União

Internet: http://www.tcu.gov.br

SAFS Quadra 4 Lt. 01

CEP: 70042-900 – Brasília-DF

Secretaria-Geral de Controle Externo
Cláudio Souza Castello Branco

Secretaria-Geral Adjunta de Controle Externo
Marcelo Luiz Souza da Eira

Secretaria de Métodos e Suporte ao Controle Externo
Dagomar Henriques Lima

Equipe Técnica
Almir Serra Martins Menezes Neto
Luciana Nunes Goulart

Supervisão
Fábio Mafra

Revisão
Fábio Henrique Granja e Barros

Brasil. Tribunal de Contas da União.
Orientações para o Uso de Técnicas de Amostragem Probabilística em Auditorias / Tribunal de Contas da União. Brasília: TCU, Segecex, Secretaria de Métodos e Suporte ao Controle Externo (Semec), 2018.
96 p.

1. Auditoria, amostragem. 2. Auditoria, manual. I. Título

Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Ministro Rubens Rosa

LISTA DE SIGLAS

BPC - Benefícios de Prestação Continuada

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

Intosai - *International Organization of Supreme Audit Institutions*

ISSAI - *International Standards of Supreme Audit Institutions*

NAT - Normas de Auditoria do Tribunal de Contas da União

PNAD - Pesquisa Nacional por Amostras de Domicílios

Semec - Secretaria de Métodos e Suporte ao Controle Externo

TCU - Tribunal de Contas da União

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Lista de figuras:

Lista de quadros:

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

Lista de tabelas:

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO

1. Em auditoria, um dos principais requisitos é a transparência, tanto em relação às características do objeto auditado quanto em relação aos procedimentos adotados pela equipe de auditoria. Quanto aos procedimentos da equipe, espera-se que as conclusões apresentadas sejam as mais claras e precisas possíveis, e que suas premissas e limitações sejam bem explicitadas e de fácil entendimento para o leitor.

2. De acordo com a *International Organisation of Supreme Audit Institutions (Intosai)*, o auditor deve preparar a documentação de seu trabalho de forma suficiente a propiciar entendimento claro acerca dos procedimentos executados, das evidências obtidas e das conclusões alcançadas (ISSAI 100[1]/42). Tais procedimentos devem ser descritos em termos de natureza e de extensão (ISSAI 100/48).

3. As normas de auditoria do Tribunal também preconizam que o relatório de auditoria deve ser claro e inequívoco sobre a abrangência das conclusões. Ou seja, o auditor ou a equipe deve explicitar se suas conclusões têm validade apenas para os objetos examinados ou se podem ser extrapoladas para a população ou universo de objetos fiscalizáveis (NAT, 159 e 159.1).

4. Portanto, todo trabalho de auditoria deve fornecer ao seu leitor um nível adequado de segurança quanto à abrangência e confiabilidade de suas conclusões. Isso envolve bom planejamento, supervisão e revisão, além do correto registro dos papéis de trabalho produzidos e da metodologia utilizada. É nesse contexto que se insere a utilização de técnicas de amostragem em auditoria. A sua utilização confere clareza e precisão às conclusões obtidas.

5. Ao mesmo tempo, a amostragem estatística possibilita a realização de inferências acerca do todo a partir da observação de apenas parte dos elementos existentes, proporcionando uma boa relação custo-benefício entre a robustez das conclusões obtidas e os recursos despendidos com a fiscalização. Dessa forma, a correta utilização das técnicas de amostragem pode fortalecer a repercussão dos relatórios de auditoria produzidos pelo TCU, uma vez que, ao se utilizar a amostragem, torna-se viável sintetizar as conclusões obtidas sobre um universo em dados quantitativos, tornando tais conclusões mais claras, intuitivas, acessíveis e comparáveis ao longo do tempo.

6. Segundo a *Intosai*, as auditorias governamentais dividem-se em três grandes vertentes: as auditorias financeiras, as auditorias de conformidade e as auditorias operacionais. A amostragem estatística desempenha um papel importante em cada uma dessas vertentes. Em auditorias de conformidade, por meio do exame de uma amostra, pode-se estimar o percentual de inconformidades que se espera encontrar em todo um conjunto de operações desenvolvidas por determinado órgão auditado em determinado período. Em auditorias financeiras, as técnicas de amostragem probabilística são fundamentais para a definição do conjunto de registros contábeis que devem ser examinados para permitir a emissão de opinião sobre a fidedignidade das demonstrações contábeis. Em auditorias operacionais, a amostragem probabilística pode ser empregada com diversos fins, mas, em especial, na realização de pesquisas com gestores, operadores e beneficiários de programas públicos.

---

[1] *International Standards of Supreme Audit Institutions* (ISSAI)/*Fundamental Principles of Public-Sector Auditing (ISSAI 100),* em português, Princípios Fundamentais de Auditoria do Setor Público.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

7. Nesse contexto, o presente documento técnico foi concebido com o objetivo principal de servir de referência e auxiliar as equipes de auditoria para a correta aplicação das técnicas de amostragem nos trabalhos de auditoria, em consonância com os normativos internos do TCU e com as normas internacionais de auditoria.

8. Nesse sentido, as orientações presentes neste documento não substituem, mas complementam as informações constantes do normativo Técnicas de Amostragem para Auditorias, publicado em 2002, que continuam válidas. Buscou-se, nesta publicação, uma abordagem prática e atualizada, que contemplasse os principais conceitos desenvolvidos nas mais recentes normas de auditoria da Intosai.

9. O capítulo 2 trata dos conceitos fundamentais de amostragem aplicada às auditorias. O texto descreve as principais características de um levantamento amostral, suas diferenças em relação a um levantamento censitário, bem como apresenta os conceitos essenciais ao estudo da amostragem.

10. O terceiro capítulo esclarece as diferenças existentes entre os dois grandes grupos nos quais se dividem as técnicas de amostragem, a amostragem probabilística e não probabilística. Não obstante o foco do presente trabalho ser dirigido à amostragem estatística, o capítulo descreve os principais tipos de amostragem que integram esses dois grupos.

11. Por fim, o quarto capítulo apresenta as vantagens que o método amostral pode trazer aos trabalhos de auditoria e discorre sobre cada uma das etapas de um levantamento amostral, com destaque para os procedimentos que as equipes de auditoria devem realizar para utilizar a amostragem estatística de forma tecnicamente correta. Descreve-se cada passo necessário à boa execução da técnica, desde o planejamento amostral, passando pela coleta dos dados, até a análise e o relato dos resultados obtidos. São fornecidos, ainda, exemplos concretos, com o intuito de tornar mais claros os assuntos tratados.

12. Os necessários aprofundamentos conceituais para a melhor compreensão dos fundamentos dos procedimentos amostrais estatísticos são apresentados em apêndices. Ao final, apresenta-se, ainda, um glossário, que explica os principais termos técnicos utilizados ao longo do documento. Tanto o glossário quando os apêndices devem ser consultados sempre que o auditor sentir necessidade de compreender melhor os conceitos subjacentes à técnica que pretende utilizar.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

1. CONCEITOS FUNDAMENTAIS SOBRE AMOSTRAGEM

1.1 Amostragem

13. A amostragem está presente em diversos momentos de nossas atividades cotidianas. Ela é utilizada para produzir informações sobre um determinado conjunto de elementos com base na observação de apenas alguns dos exemplares desse conjunto. Os princípios que fundamentam a amostragem estão presentes, por exemplo, quando um cozinheiro experimenta o prato que está preparando, para saber se o tempero já está bom, ou quando se realiza a coleta de uma amostra sanguínea para um exame laboratorial. As técnicas de amostragem também são utilizadas em distintos contextos, como quando uma empresa testa a sua linha de produção, observando a qualidade de alguns produtos dentro de um lote, ou quando institutos de pesquisas consultam um grupo de eleitores para antever o resultado de uma disputa eleitoral, dentre outras inúmeras situações.

14. Em suma, amostragem é uma forma de levantamento de dados no qual apenas alguns elementos de um conjunto são observados, a amostra, com a finalidade de avaliar características ou obter indicativos sobre toda a população (BARBETTA, 1999).

15. As técnicas de amostragem podem ser divididas em dois grandes grupos: a amostragem probabilística, também denominada estatística; e a amostragem não probabilística. A amostragem probabilística prevê a seleção de indivíduos por meio de métodos aleatórios, de forma a assegurar que a amostra é representativa da população da qual foi retirada (OFFICE OF THE AUDITOR GENERAL OF CANADA, 1998) e, por isso, permite a generalização dos resultados amostrais. A amostragem não probabilística, por sua vez, não permite a generalização automática dos resultados. É adequada ao enfoque de avaliação qualitativo, sendo mais conveniente quando se requer escolha controlada de indivíduos com determinadas características, como criminosos, pacientes etc. (FREITAS *et al.*, 2000)[2].

16. Embora possam ser utilizadas em auditorias, as técnicas de amostragem não probabilísticas não são o foco do presente documento, que busca, prioritariamente, ser uma referência técnica para auditores na seleção e análise de amostras representativas da população, e que, por isso, permitam a generalização das conclusões obtidas na amostra para a totalidade dos elementos populacionais.

1.1.1 Diferença entre levantamentos amostrais e censos

17. Em vez de verificar a condição de apenas parte do grupo estudado, por meio de uma amostra, a equipe de auditoria pode optar por observar todos os elementos do grupo avaliado (100%). Nesse caso, a equipe estaria utilizando um censo, que consiste na observação de todos os elementos de uma população (STEVENSON, 1981).

18. Dependendo da população e do objetivo do trabalho, esse pode ser o caminho mais adequado. Os censos são vantajosos quando a população é pequena o suficiente para permitir a análise de todos os elementos, quando o tamanho amostral necessário para permitir a inferência estatística é muito próximo ao tamanho da própria população, ou quando uma característica particular que se está estudando é tão rara, que não permitiria um número mínimo de casos para análise caso se utilizasse uma amostra. Existem

[2] O Capítulo 2 discorre mais detalhadamente sobre amostragem probabilística e não probabilística e apresenta os principais tipos de amostragem nos quais esses dois grupos se dividem.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

situações, ainda, em que os elementos que compõem a população são importantes por si mesmos e o levantamento dos dados relacionados a todos são essenciais aos objetivos do trabalho (*OFFICE OF THE AUDITOR GENERAL OF CANADA*, 1998). Ainda assim, censos não garantem a total exatidão das informações obtidas, uma vez que também não estão livres de imprecisões, decorrentes de erros não amostrais[3].

19. Cabe enfatizar a importância dos dados levantados por meio de censos para a realização de estudos populacionais como os apurados por meio do Censo Demográfico do Brasil, conduzido pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) a cada dez anos[4].

20. Em auditoria, em função da limitação de recursos, a realização de censos torna-se possível apenas quando a população de interesse é pequena. Nesse caso, a equipe tem condições de analisá-la por completo.

21. Por outro lado, os levantamentos amostrais podem apresentar vantagens sobre os censos. Por exemplo, os censos possuem fortes requisitos técnicos e administrativos. Esses requisitos nem sempre são perfeitamente seguidos em grandes populações em função da dificuldade em se manter o adequado nível de qualidade em todos os procedimentos aplicados. Isso significa que a qualidade e a confiabilidade dos dados coletados em um censo mal executado pode vir a ser menor do que aquela obtida em um trabalho menor e mais manejável como a amostragem. Normalmente, nos levantamentos censitários necessita-se a contratação de uma grande quantidade de pesquisadores. Por outro lado, as pesquisas em menor escala, realizadas por amostragem, em geral, permitem a contratação de profissionais com maior experiência e, também, maior investimento em sua capacitação. Com isso, há uma tendência de melhor qualidade dos dados coletados em levantamentos amostrais.

22. Além disso, em um censo de grandes proporções, um longo período de tempo pode ser necessário. Assim, ao final dos trabalhos, podem ter havido mudanças significativas no universo em análise. Portanto, os resultados de levantamentos amostrais tendem a ser mais tempestivos do que os obtidos a partir de levantamentos censitários. Adicionalmente, nem sempre é possível definir o momento exato a que se referem os dados coletados (OLIVEIRA, 2004). Os levantamentos amostrais, por serem menos custosos, também possibilitam a atualização dos dados de forma mais frequente do que quando se utiliza um censo.

1.2 População

23. **População**, ou universo, é o conjunto de todos os elementos que contêm a variável ou as variáveis que se quer observar. Segundo Selltiz *et al.* (1980), uma população é o conjunto de todos os casos que concordam com uma série de especificações. Ou, de forma mais simples, é o grupo de indivíduos sobre o qual se deseja obter informações.

24. É fundamental delimitar bem o contorno da população, mencionando informações básicas sobre seus elementos, tais como abrangência, localização, região, período temporal, ou outras restrições que identifiquem quem faz e quem não faz parte da população, para viabilizar a seleção correta da amostra.

25. Como exemplos de população, pode-se citar, dentre outros: o conjunto de beneficiários de um

---

[3] *Vide* Glossário.

[4] De acordo com o IBGE, o último censo realizado, o de 2010, contou com 191 mil recenseadores que visitaram 67,6 milhões de domicílios nos 5.565 municípios brasileiros para colher informações sobre a população brasileira (INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, 2011).

programa de governo; o conjunto de processos de prestação de contas de convênio recebidos por um órgão repassador; o peso, em quilogramas, dos estudantes de uma determinada universidade; e o conjunto das peças fabricadas na linha de produção de uma determinada indústria.

1.3 Amostra

26. Quando não se pode analisar todos os elementos da população, ou mesmo por economia de tempo e de recursos, somente alguns deles são estudados. Esse conjunto de dados analisados é o que se denomina de **amostra** (OLIVEIRA, 2004).

27. Portanto**, amostra** é a parte da população que é, realmente, examinada com o objetivo de reunir informações sobre a população como um todo (MOORE, 2011). Dada uma determinada população, as amostras são conjuntos de unidades de análise, sejam pessoas, contextos, eventos ou fatos sobre os quais efetivamente se coletam os dados (SAMPIERI; COLLADO; LUCIO, 2006).

1.4 Estimação

28. Como mencionado, uma amostra é tomada com a finalidade de levantar dados sobre alguns elementos, de forma a gerar informações sobre toda uma população. Esse processo de prever valores populacionais desconhecidos, com base em resultados amostrais é chamado de **estimação**[5] (MILONE, 2004). Em geral, busca-se expressar características numéricas da população, tais como médias, totais, proporções ou variâncias, com base naquilo que foi, efetivamente, observado na amostra (SCHEAFFER; MENDENHALL; OTT, 1995).

29. As medidas usadas para descrever sumariamente características numéricas populacionais são denominadas parâmetros (OLIVEIRA, 2004).

30. Os valores numéricos que são observados nas amostras são as chamadas estimativas ou estatísticas amostrais (médias, proporções ou variâncias amostrais efetivamente observadas).

31. Já as funções matemáticas que servem para a execução da estimação de quaisquer parâmetros estatísticos são denominadas estimadores. Um estimador é considerado bom quando não é tendencioso, ou seja, não é enviesado ou viciado. O estimador não tendencioso é obtido quando diferentes amostras tendem a produzir valores próximos e localizados em torno do parâmetro real que se pretende estimar (MILONE, 2004).

32. As estimativas podem ser pontuais ou intervalares. As estimativas intervalares, por sua vez, podem ser unilaterais ou bilaterais. São pontuais as estimativas que apresentam apenas um valor para o parâmetro populacional. São intervalares as que apresentam um intervalo de valores. As estimativas intervalares são unilaterais quando estimam que os parâmetros populacionais são apenas maiores ou menores que determinado valor, a depender do caso. Já as bilaterais são aquelas que definem, ao mesmo tempo, valores inferiores e superiores, e apresentam a estimativa pontual localizada no centro do intervalo (MILONE, 2004).

---

[5] A estimação faz parte da inferência estatística, que pode ser descrita como o processo de se prever eventos prováveis tendo como base fatos concretos.

33. As estimações também podem ser realizadas em relação a variáveis aleatórias contínuas[6], como valores médios, diferenças ou totais, que assumem inúmeros valores no intervalo de números reais. Além disso, as estimações também podem ser aplicadas a variáveis qualitativas, que são expressas por determinados atributos, como gênero, nível de escolaridade, categorias de desempenho (ótimo, bom, regular etc.), conformidade ou não com determinada norma, ou intenções de voto. Nesse caso, quando se está utilizando essas variáveis qualitativas, o que se busca é estimar a proporção de incidência de cada atributo em relação à totalidade da população. Na prática, as fórmulas utilizadas para se estimar variáveis contínuas, como médias e totais, apresentam pequenas diferenças em relação às que são utilizadas na estimação dessas proporções[7].

1.5 Margem de erro e erro amostral

34. Em um levantamento amostral, as estimações obtidas sempre terão como característica algum nível de imprecisão, ou seja, sempre estarão sujeitas a algum nível de erro decorrente do fato de não ter sido observada a população inteira. O conceito de erro expressa a diferença existente entre o valor verdadeiro do parâmetro populacional e o valor aproximado, representado pela estimativa encontrada na amostra (OLIVEIRA, 2004).

35. Como já foi apresentado, estimativas intervalares bilaterais definem limites inferiores e superiores para o possível valor do parâmetro populacional. Esses limites são resultantes da subtração e da adição do valor correspondente ao chamado **erro amostral** à estimativa pontual central (que corresponde ao valor obtido na amostra). O erro amostral, no entanto, só pode ser estimado após o levantamento e a análise dos dados relativos aos elementos sorteados para a amostra, o que significa que seu cálculo só é possível após a coleta de dados.

36. O erro amostral é obtido pela multiplicação do erro padrão da distribuição amostral utilizada na estimação pelo fator "z", que expressa a quantidade de desvios padrão em uma curva normal padronizada[8], que varia segundo o nível de confiança escolhido, como será analisado no tópico 1.7. Assim, matematicamente, pode-se definir o erro amostral como[9]:

$$e = z.\sigma_{\bar{x}}$$

37. Em uma etapa inicial do delineamento amostral, no entanto, o pesquisador deve definir a precisão mínima que deseja obter para atender às necessidades de seu trabalho. Ou seja, deve-se definir um erro máximo tolerável, pois essa tolerância ao erro irá refletir no tamanho da amostra que precisará ser sorteada. Quanto maior o grau de precisão desejado, maior terá de ser o tamanho da amostra.

38. Esse erro tolerável estipulado pelo pesquisador para empregar no cálculo do tamanho da amostra que precisará utilizar é a chamada **margem de erro**.

---

[6] *Vide* Glossário.

[7] Essas diferentes fórmulas são apresentadas nas seções que explicam os procedimentos requeridos para o dimensionamento das amostras e para o cálculo das estimativas.

[8] Veja mais informações sobre a curva normal no Apêndice A – Distribuições de frequência e distribuições de probabilidades.

[9] Para melhor compreender o conceito de erro amostral, recomenda-se ler o Apêndice B – O Teorema Central do Limite e a Lei dos Grandes Números, que discorre sobre as implicações dessas formulações para a inferência estatística.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

39. Ao final do trabalho, a margem anteriormente estipulada pode ser ajustada conforme os valores obtidos na amostra e é calculado, então, o erro amostral, que é o que irá compor, juntamente com a estimativa pontual, o intervalo de confiança. Portanto, a margem de erro e o erro amostral medem a mesma grandeza, contudo denomina-se margem de erro o valor definido *a priori* antes do cálculo do tamanho da amostra, enquanto o erro amostral é calculado após a coleta dos dados.

1.6 Intervalo de confiança

40. Estimações pontuais são muitas vezes utilizadas por serem muito claras e intuitivas, com alto poder comunicativo. Contudo, o seu nível de imprecisão é muito alto, pois os estimadores estatísticos raramente coincidem exatamente com os valores populacionais reais. Isso torna essenciais as estimativas intervalares, para delimitar a faixa de valores onde o parâmetro deve ser procurado (MILONE, 2004). Assim, o intervalo maximiza a chance de o parâmetro populacional real estar verdadeiramente contido no intervalo estipulado. Estimações intervalares são, necessariamente, acompanhadas de uma medida de nível de confiança, cujo conceito será apresentado mais adiante.

41. As estimativas intervalares calculadas durante o processo de amostragem são denominadas **intervalos de confiança**.

42. A partir do cálculo do erro amostral podemos construir os intervalos de confiança das estimativas. O limite inferior do intervalo de confiança é dado pela estimativa pontual menos o erro amostral, enquanto o limite superior é obtido pela estimativa pontual acrescida do erro amostral.

43. A tabela abaixo apresenta as fórmulas utilizadas para a estimação de médias e proporções populacionais:

Tabela 1 – Fórmulas para estimação de médias e proporções populacionais

	Estimativa pontual	Intervalo de confiança
Média	$\mu = \bar{x}$	$\mu = \bar{x} \pm z.\sigma_{\bar{x}}$
Proporção	$p = \hat{p}$	$p = \hat{p} \pm z.\sigma_{\hat{p}}$

Fonte: MILONE (2004).

Nota: μ – média populacional; $\bar{x}$ – média amostral; p – proporção populacional; $\hat{p}$ – proporção amostral; z – número de desvios padrão em uma curva normal padronizada correspondente ao nível de confiança adotado; $\sigma_{\bar{x}}$ – desvio padrão calculado a partir dos valores obtidos na amostra em relação à média; $\sigma_{\hat{p}}$ – desvio padrão calculado a partir dos valores obtidos na amostra em relação à proporção, que pode ser obtido resolvendo-se $\sqrt{\hat{p}.(1-\hat{p})}$.

1.7 Nível de confiança

44. Mesmo utilizando estimativas intervalares ainda não é possível se ter 100% de segurança de que o verdadeiro parâmetro populacional estará contido no intervalo de confiança. As estimativas ainda estão sujeitas a determinado **nível de confiança**. Os níveis de confiança mais comumente utilizados são de 90%, 95% e 99%.

45. O nível de confiança precisa ser estabelecido em estimações estatísticas intervalares por que, a partir de uma mesma população, pode-se retirar inúmeras amostras aleatórias distintas de mesmo tamanho. Ou seja, em vários sorteios independentes, serão obtidas diversas amostras diferentes de mesmo tamanho, mesmo considerando um mesmo procedimento de seleção e uma mesma população.

46. A cada levantamento amostral, no entanto, apenas uma dessas várias possíveis amostras é efetivamente sorteada, e todo o processo de estimação se baseará nessa única amostra.

47. O sorteio dos elementos amostrais feito de forma aleatória, ou ao acaso, garante uma alta probabilidade de que a amostra de fato obtida seja verdadeiramente representativa da população. Ou seja, quando os elementos são escolhidos ao acaso, a chance de que a amostra sorteada contenha as principais características populacionais sintetizadas em seus elementos é grande, permitindo uma inferência válida para a população.

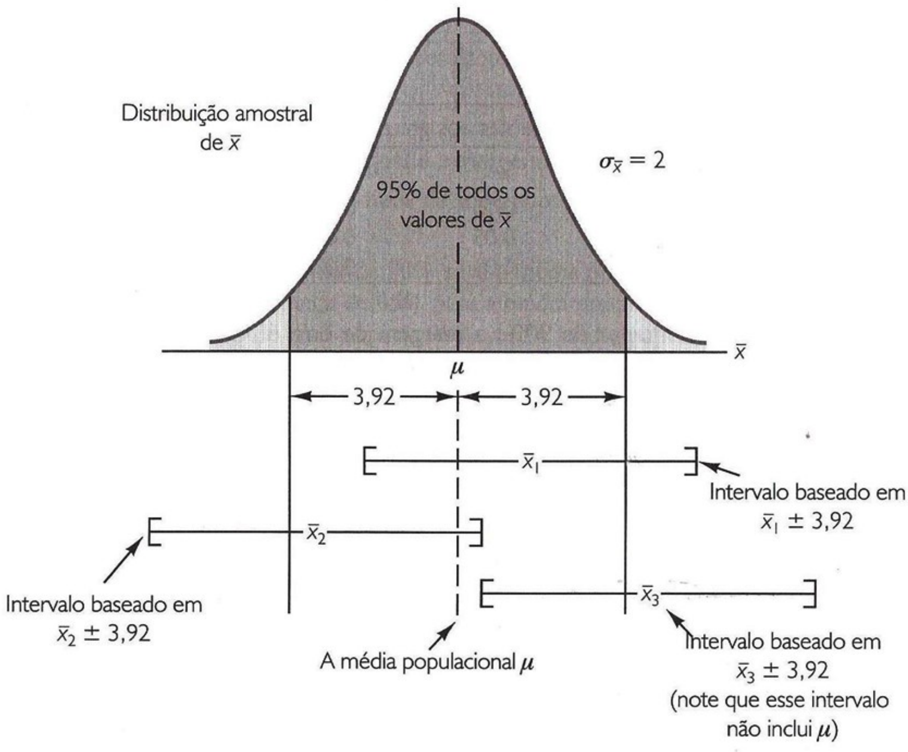
48. Porém, mesmo utilizando um procedimento de seleção aleatória para a seleção amostral, existe o risco de que seja obtida na prática uma amostra não representativa da população, e que, por isso, não produz estimativas adequadas dos parâmetros.

49. Diante disso, ao se fazer uma inferência estatística, é sempre necessário deixar claro que aquela afirmação tem apenas um determinado grau de confiabilidade, e que sempre estará sujeita a erros, pois, infelizmente, uma amostra enviesada pode ter sido tomada como base para as conclusões. Ou seja, é preciso estipular um nível de confiança para a estimação intervalar obtida.

50. O nível de confiança exprime qual o percentual das amostras possíveis que é, efetivamente, representativo da população de estudo. Assim, quando uma inferência é feita a um nível de confiança de, por exemplo, 95%, isso significa que o parâmetro populacional real estará contido no intervalo de confiança estimado com base em 95% das amostras possíveis de determinado tamanho daquela população. Entretanto, o verdadeiro parâmetro populacional não estará contido no intervalo encontrado em 5% das amostras possíveis. Caso uma dessas amostras não representativas tenha sido escolhida ao acaso, seus dados produzirão estimativas incorretas.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

Figura 1 – Representação de possíveis intervalos de confiança obtidos de amostras de uma determinada população

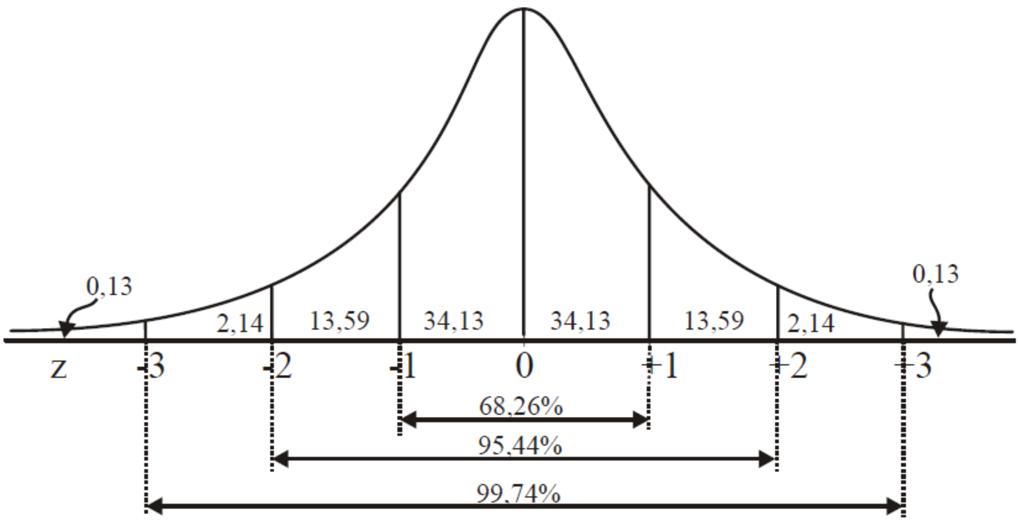


Fonte: Anderson, Sweeney; Williams, 2007.
Nota: Os valores apresentados foram extraídos de exemplo desenvolvido no livro tomado como referência, em que "z.$\sigma_{\bar{x}}$" totalizava 3,92.

51. Na prática, o pesquisador não terá como saber se os resultados obtidos pela amostra por ele selecionada incorrem ou não nesse tipo de erro estatístico. Sendo assim, esse é um risco que deve sempre ser retratado ao se relatar os resultados do trabalho.

52. Como já dito, cada nível de confiança está associado a um determinado fator "z". O fator "z" corresponde à quantidade de desvios padrão distantes do ponto médio de uma distribuição normal. A cada ponto definido por "z" corresponde uma área delimitada pela curva normal que corresponde a uma distribuição de frequência conhecida, como apresenta a figura abaixo:

Figura 2 – Distribuição de frequência em curvas normais e o emprego do fator "z"



Fonte: Pasquali, L. 2007.

53. Como a área delimitada por uma curva normal é conhecida, pode-se estimar a probabilidade de ocorrência das observações associadas a cada valor de "z". Assim, caso o auditor deseje que 95% das amostras possíveis de mesmo tamanho retiradas de sua população, gerem um intervalo de confiança que contenha de fato o parâmetro populacional, ele precisa utilizar, no cálculo do seu erro amostral, o fator "z" correspondente à área que abrange 95% das observações em uma curva normal padronizada. No caso, o valor de "z" que atende a essa condição é o de 1,96[10] (*vide* Tabela 3).

[10] O fator "z" também é utilizado no cálculo da dimensão amostral, uma vez que o nível de precisão desejado influencia no tamanho da amostra que se fará necessária: quanto maior o nível de precisão, maiores serão as amostras.

2. DIVISÃO DOS MÉTODOS DE AMOSTRAGEM

54. Podemos dividir as técnicas de amostragem em dois grandes grupos: a amostragem estatística ou probabilística e a amostragem não estatística ou não probabilística. Eles se diferenciam pela natureza dos métodos ou procedimentos utilizados para selecionar os elementos que irão compor a amostra. Escolher entre uma amostra probabilística e uma não probabilística depende dos objetivos do estudo, do tipo de pesquisa e da contribuição que se pensa fazer com ela (SAMPIERI; COLLADO; LUCIO, 2006). As características principais de cada um desses tipos serão descritas a seguir.

2.1 Amostragem não probabilística

55. A amostragem não probabilística é desenvolvida com o objetivo de analisar um grupo de elementos pertencentes a uma população, mas não obedece a regras estatísticas de seleção dos elementos que permitam que as conclusões observadas na amostra possam ser estendidas ao restante da população. Na amostragem não probabilística ou não estatística, a seleção dos elementos para a análise ocorre de forma não aleatória e segundo critérios definidos caso a caso. Portanto, amostra não probabilística é um subgrupo da população no qual a escolha dos elementos não depende da probabilidade de seleção, e sim das características da pesquisa. (SAMPIERI; COLLADO; LUCIO, 2006).

56. A amostragem não probabilística pode ser utilizada em diversas situações, como, por exemplo, quando a pesquisa não tem interesse em estudar todo o universo e a amostra não precisa ser representativa da população; os objetos podem ser raros ou difíceis de localizar; a pesquisa precisa se basear em respondentes voluntários; a pesquisa busca identificar alguns casos individuais que são materiais ou relevantes por si próprios; os pesquisadores entendem que alguns elementos precisam ser analisados por possuírem indicativos de irregularidade; ou os pesquisadores desejam descrever uma determinada questão, sem quantificá-la.

57. A amostragem não probabilística não implica, necessariamente, o abandono de abordagens sistemáticas de seleção para permitir a escolha de elementos específicos. Para ser bem executada, ela demanda o tratamento das informações e conhecimento suficiente acerca da população para identificar os casos capazes de fornecer informações relevantes para o alcance dos objetivos da auditoria (*OFFICE OF THE AUDITOR GENERAL OF CANADA*, 1998)

58. Nesse sentido, duas alternativas de ação comuns em auditorias são a seleção de itens para exame com base na conveniência ou no conhecimento e julgamento profissional do auditor. Por exemplo, muitas vezes, custos de deslocamentos e possíveis viagens são considerados na seleção dos elementos. Assim, elementos situados próximos uns dos outros são priorizados, para viabilizar que a maior quantidade de itens possível seja observada. Outro exemplo desse tipo de seleção ocorre quando o auditor opta por priorizar itens em que julga haver maior risco de encontrar inconformidades.

59. Essa forma de seleção, apesar das diversas facilidades operacionais que apresenta, faz com que os elementos observados não sejam representativos do total da população. Ou seja, não se pode presumir que eles apresentem, de maneira geral, as mesmas características que se espera encontrar em todo o conjunto de elementos. Diante disso, as conclusões obtidas em fiscalizações realizadas com esse tipo de amostragem são válidas apenas para a amostra observada, não sendo possível estendê-las de forma direta ao restante dos elementos não observados (OLIVEIRA, 2004). Nesses casos, faz-se necessário que a equipe explicite essa limitação em seu relatório, para evitar generalizações inadequadas por parte do leitor e para evidenciar o verdadeiro alcance das conclusões obtidas.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

60. Auditorias que utilizam amostragem não probabilística, mesmo não podendo fornecer conclusões definitivas sobre o universo estudado, podem produzir informações e indicativos relevantes para a compreensão dos itens observados e gerar evidências qualitativas importantes, que podem ser corroboradas por outras evidências, ou pela confirmação dos gestores.

61. Segundo Yin (2005, p. 54), a partir de estudos de caso pode-se realizar a "generalização analítica" dos resultados, em que se utiliza uma teoria previamente desenvolvida como modelo para comparação dos resultados empíricos dos casos estudados. "Os resultados empíricos podem ser considerados ainda mais fortes se dois ou mais casos sustentam a mesma teoria, mas não sustentam uma teoria concorrente igualmente plausível".

62. Outra característica da amostragem não probabilística é a impossibilidade de se quantificar o erro amostral[11]. O erro amostral está presente sempre que a pesquisa não observa toda a população, mas apenas uma amostra. Sendo assim, caso a equipe desejasse generalizar os resultados para toda a população e utilizasse uma amostra não estatística, suas conclusões envolveriam um erro desconhecido, que pode ser pequeno, mas que também pode ser grande e levar a conclusões enviesadas ou incorretas. Nas amostras probabilísticas esse erro pode ser estimado, permitindo a generalização das conclusões para a população.

63. Apesar de não constituírem o foco do presente documento, entendeu-se pertinente, em razão da importância prática para o contexto de auditorias, descrever brevemente, nos itens a seguir, os principais tipos de amostragem não probabilística.

2.1.1 Amostragem por conveniência

64. A amostragem por conveniência ocorre quando os elementos mais acessíveis são escolhidos para compor uma amostra. Essa forma de seleção geralmente é feita em função de limitações de tempo ou de recursos impostos aos trabalhos. Assim, processos de uma mesma unidade ou com localização geográfica acessível podem ser priorizados por serem de acesso menos onerosos, mesmo com o conhecimento de que eles podem não refletir a realidade que se apresenta em todo o universo desses processos. Por exemplo, um professor universitário decide fazer uma pesquisa e utiliza estudantes voluntários de sua universidade para compor uma amostra, simplesmente porque eles estão disponíveis e participarão da pesquisa com pouco ou nenhum custo (ANDERSON; SWEENEY; WILLIAMS, 2007). Assim, a vantagem da amostragem por conveniência é a facilitação da seleção amostral e da coleta de dados.

2.1.2 Amostragem por julgamento

65. Na amostragem por julgamento, o conhecimento e a experiência dos profissionais envolvidos na pesquisa orientam a escolha dos itens a serem analisados. Neste método, a seleção dos elementos é fundamentada apenas no juízo, na capacidade e na experiência do pesquisador ou de um especialista, que julgam quais elementos mais apropriados para o estudo ou exame em questão (OLIVEIRA, 2004).

66. Por exemplo, em uma auditoria, o auditor, com base no seu conhecimento sobre o tema e no seu julgamento profissional, pode optar por investigar aqueles elementos considerados mais típicos do universo pesquisado, mais materiais ou, ainda, que tenderiam a apresentar os maiores problemas.

[11] Conforme conceituado no item 2.5.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

67. Costuma ser utilizada para prover exemplos ilustrativos, boas práticas ou estudos de caso (NATIONAL AUDIT OFFICE, [2001?]). É especialmente importante para situações em que há casos extremos que precisam ser avaliados e parâmetros populacionais não permitiriam analisá-los com o devido grau de detalhamento[12].

68. Um exemplo mais geral de amostragem por julgamento é o de um repórter experiente que deseja conhecer a opinião do Senado sobre determinado projeto de lei. Como ele conhece bem as relações de poder naquela casa legislativa, toma como amostra apenas três senadores, porque julga que eles refletem a opinião geral de todos os senadores. A partir da opinião desses três elementos, ele forma sua opinião sobre como deverá transcorrer a apreciação do projeto de lei em questão. Nesse caso, a qualidade da amostra depende do julgamento da pessoa que decide quais os elementos devem ser selecionados (ANDERSON; SWEENEY; WILLIAMS, 2008).

2.1.3 Amostragem bola de neve

69. Na amostragem bola de neve o pesquisador identifica, inicialmente, apenas alguns elementos populacionais e entra em contato com eles. Nesse primeiro contato, solicita-se aos elementos selecionados que indiquem outros possíveis membros da população, e assim sucessivamente. Dessa forma, os elementos entrevistados indicam novos elementos repetidamente até que seja obtido um "ponto de saturação", o que ocorre quando novos entrevistados passam a repetir opiniões ou informações já levantadas por participantes anteriores (WORLD HEALTH ASSOCIATION, 1994 *apud* BALDIN, N.; MUNHOZ, E. M. B., 2011).

70. Esse tipo de seleção é bastante utilizado para a realização de entrevistas com pessoas participantes de grupos não formais, sobre os quais os pesquisadores encontram dificuldade em definir um contorno adequado para a população e em identificar todos os seus elementos. Esse método baseia-se na premissa de que existe uma ligação entre os elementos selecionados inicialmente e os demais que compõem a população de interesse, o que permite uma série de referências a serem realizadas dentro de um círculo de relações pessoais (BERG, 1988).

71. Um possível exemplo de utilização de amostragem bola de neve é a realização de pesquisas sobre o uso de drogas, em que se procura entrevistar grupos de usuários de drogas e se solicita que indiquem outros usuários para a continuidade da pesquisa[13].

2.1.4 Amostragem por quotas

72. Nesse tipo de amostragem, busca-se obter uma amostra que se assemelhe à população no que diz respeito a um determinado conjunto de fatores. São consideradas várias características da população, tais como sexo, idade, nível de renda, localização geográfica, dentre outros. Ou seja, as amostras são preenchidas por quotas de acordo com a proporção de certas variáveis demográficas na população (SAMPIERI; COLLADO; LUCIO, 2006). Após definir as proporções em que cada grupo de características ocorre na população, são definidas as quotas proporcionais de cada grupo para compor a amostra. Isso significa que se faz necessário um conhecimento prévio das características da população ao se empregar esta técnica. Esse conhecimento pode ser obtido em grandes bases de dados disponíveis, como a PNAD e Censos realizados pelo IBGE.

---

[12] A seleção de casos extremos é um dos critérios de seleção para a realização de estudos de casos. É possível citar, ainda, outros, como: "melhores casos"; "piores casos", "agrupamento", que compara diferentes tipos de programa; "caso representativo"; "caso típico"; "interesse especial", quando se apresenta uma situação considerada especialmente relevante (*UNITED STATES GOVERNMENT ACCOUTABILITY OFFICE*, 1990 *apud* TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO, 2000).

[13] Pesquisadores do Centro Brasileiro de Informações sobre Drogas Psicotrópicas da Universidade de São Paulo têm utilizado essa técnica para o recrutamento de indivíduos em pesquisas na área de drogadicção (BALDIN, N.; MUNHOZ, E. M. B., 2011).

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

73. O pressuposto da amostragem por quotas é que as características utilizadas para definir as quotas estejam refletidas ou interfiram na variável de interesse. Assim, por exemplo, caso se considere que a variável sexo possa interferir na opinião que uma pessoa tem sobre o tema de interesse da pesquisa, e sabe-se que a população é formada por 55% de mulheres e 45% de homens, define-se que a amostra também deve ser formada 55% por mulheres e 45% por homens. Assim, após a quota de homens ter sido completada, só serão buscadas respondentes mulheres até que se obtenha o número correspondente a 55% da amostra total. Portanto, a qualidade da amostra vai depender da adequada escolha das características consideradas relevantes e do tamanho de cada cota (ISRAEL, 2012).

74. O principal problema da amostra por quotas é que pode haver outras características da população que estejam associadas à variável de interesse e não foram consideradas nas quotas.

75. A amostragem por quotas é considerada não probabilística em função de os elementos que irão compor a amostra não serem selecionados de forma aleatória. A validade da utilização desse tipo de amostragem como substituto da amostragem aleatória é tema controverso entre especialistas no tema. Os defensores argumentam que é eficiente e barato e permite estudos que poderiam ser impossíveis de outra forma. Os críticos, incluindo a maioria dos estatísticos, argumentam que os resultados não são significativos, pois não podem ser estatisticamente generalizados (UNIVERSITY OF FLORIDA, [S. d.]).

76. A amostragem por cotas tem sido utilizada com relativo êxito em contextos em que as características da população associadas a certo fenômeno são bem conhecidas. Nessa situação, definida a composição demográfica da população, a pesquisa eleitoral buscará uma amostra que possua a mesma composição de acordo com esses critérios. As pesquisas eleitorais são um bom exemplo. Normalmente, são utilizadas quotas de sexo, idade, escolaridade e região geográfica e, com isso, consegue-se prever, na maioria das vezes, o resultado das eleições (ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE EMPRESAS DE PESQUISAS, 2012). Contudo, nas pesquisas eleitorais norte-americanas, a amostragem por quotas não goza do mesmo prestígio. O Instituto Gallup, que ganhou fama nas eleições presidenciais de 1936, justamente por prever de forma adequada o resultado da eleição usando a amostragem por quotas, errou em sua predição do resultado da eleição de 1948, o que fez com que abandonasse esse método de previsão (MEMÓRIA, 2004).

2.1.5 Amostragem por casos críticos

77. Esse tipo de amostragem é utilizado quando o pesquisador busca conhecer casos chaves para compreender como ou por que um determinado fenômeno ocorreu de forma diferente daquela que se esperava que ele tivesse ocorrido. Ou seja, os elementos são escolhidos dentre aqueles que apresentam comportamento não usual, ou raro (UNIVERSITY OF FLORIDA, [S. d.]).

78. Pesquisas médicas, frequentemente, utilizam-se de amostragem por casos críticos, por exemplo, para estudar por que determinados pacientes não reagem bem a tratamentos já amplamente testados e considerados eficazes. Nesses casos, os pesquisadores se dedicam profundamente à análise de cada um desses elementos críticos para buscar identificar algum tipo de padrão ou característica comum que possa explicar o insucesso do tratamento.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

2.2 Amostragem probabilística

79. Segundo Moore (2011), a "Estatística é a ciência do aprendizado a partir dos dados", definidos como números inseridos dentro de um contexto. Ou seja, a Estatística é a ciência que dispõe de processos apropriados para coletar, organizar, classificar, apresentar e interpretar conjuntos de dados. Ela fornece técnicas para extrair informações a partir dos dados e, assim, obter uma melhor compreensão das situações que esses dados representam.

80. Nesse sentido, a amostragem probabilística ou estatística pode ser conceituada como um campo da Estatística que estuda as técnicas que possibilitam a realização de inferências, induções ou estimativas sobre um universo, de forma a permitir a extrapolação ou a generalização para o todo de resultados obtidos a partir do estudo de uma pequena parte de seus elementos, a amostra (TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO, 2013).

81. A forma de seleção dos elementos que irão compor a amostra deve ocorrer de forma aleatória, de modo a se obter uma amostra representativa da população e isenta de vieses. O pressuposto para que isso ocorra é que uma amostra de tamanho adequado retirada aleatoriamente de uma população conterá, em regra, características muito similares às observadas na população, funcionando como uma representação adequada da mesma.

82. É importante destacar que amostras selecionadas de forma aleatória têm como objetivo evitar a produção de conclusões enviesadas. Um estudo é considerado enviesado se, de alguma forma, favorece o aparecimento de determinados resultados. Por exemplo, quando se deseja avaliar uma determinada característica na população de um município, mas são selecionados elementos situados apenas em um único bairro, tais elementos refletem apenas a realidade daquela região e não de todo o município. Outro exemplo é o de um canal de televisão que decide realizar uma enquete para que pessoas interessadas deem sua opinião sobre certo tema. É de se esperar que aquelas pessoas com forte interesse no tema e com fortes opiniões sobre o mesmo sejam as principais respondentes. Em ambos os casos, as informações obtidas apresentarão uma tendência que fará com que o resultado final não represente o que seria obtido caso se tomasse a totalidade da população. Por outro lado, uma amostra escolhida ao acaso não permite favoritismo nem de quem seleciona nem de quem se apresenta para compor a amostra.

83. A seguir, são apresentados os tipos de amostragem probabilística mais utilizados.

2.2.1 Amostragem Aleatória Simples

84. A amostragem aleatória simples é uma técnica em que a seleção é realizada de maneira aleatória e cada elemento da população tem a mesma chance de ser selecionado para compor a amostra[14].

85. Para que a amostragem aleatória simples possa ser realizada, é necessário que o pesquisador disponha de um cadastro que relacione todos os elementos existentes na população, a partir do qual possa ser realizado o sorteio aleatório dos elementos. Os elementos podem ser selecionados com a ajuda de tabelas de números aleatórios ou por meio de *softwares* com funcionalidades estatísticas.

---

[14] Na amostragem aleatória simples, a probabilidade de que cada elemento seja selecionado pode ser calculada dividindo-se o número de elementos da amostra pelo número de elementos da população.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

86. As principais vantagens da amostragem aleatória simples são (NATIONAL AUDIT OFFICE, [2001?]):

a) produz estimativas confiáveis para a população e para o erro amostral;

b) é simples de calcular e de interpretar os resultados;

c) é a base para estratégias de amostragem mais complexas e sofisticadas.

87. Por outro lado, a amostragem aleatória simples também possui limitações. Inicialmente, deve-se considerar que esse tipo de amostragem depende da existência de um cadastro atualizado com dados de toda a população que permita a realização da seleção aleatória. Além disso, a amostragem aleatória simples pode não ser exequível em levantamentos amostrais abrangentes, por exemplo, de caráter nacional, que requerem a aplicação de muitos questionários em campo (*NATIONAL AUDIT OFFICE*, [2001?]). Nesse sentido, pode-se avaliar as dificuldades envolvidas em uma pesquisa nacional que precisasse entrevistar pessoalmente uma população de, por exemplo, mil indivíduos espalhados pelo território brasileiro. Os custos com deslocamentos seriam enormes, já que haveria grande probabilidade de haver muitos municípios com apenas um elemento selecionado.

2.2.2 Amostragem Aleatória Sistemática

88. A amostragem aleatória sistemática consiste em um procedimento no qual a amostra é sorteada de uma população com base em um intervalo fixo de seleção, após um ponto de partida ser aleatoriamente selecionado. A escolha aleatória do ponto de partida garante que, em termos práticos, todos os elementos amostrais da população possuem a mesma chance de seleção (*UNITED STATES GOVERNMENTAL ACCOUNTABILITY OFFICE*, 1992), tal como ocorre na amostragem aleatória simples**.**

89. Uma das vantagens desse tipo de amostragem é a facilidade para se extrair a amostra, principalmente quando se trata de grandes populações, em função de se necessitar realizar o sorteio aleatório de apenas um elemento. A seleção de todos os demais elementos decorre da seleção do primeiro (ANDERSON; SWEENEY; WILLIAMS, 2008).

90. A diferença entre a amostragem sistemática e a aleatória simples reside apenas na forma de seleção dos elementos. A fórmula de cálculo para definir o tamanho da amostra é a mesma nos dois tipos de método.

91. Para operacionalizar uma seleção sistemática, há que se ordenar os diversos elementos populacionais em uma lista e dividir o tamanho da população pelo tamanho da amostra que se pretende extrair. Com essa divisão, obtém-se um número que será utilizado como intervalo de amostragem, ou fator de sistematização.

92. A título de exemplificação, pode-se supor em uma amostra de 100 elementos tirados de uma população de 5.000. Nesse caso, divide-se 5.000 por 100, obtendo-se 50. A seguir, escolhe-se, ao acaso, um número entre 1 e 50 e seleciona-se para a amostra o elemento correspondente. A partir desse primeiro elemento, soma-se mais 50, e mais 50 até o último segmento de 50 elementos da população, selecionando-se o elemento correspondente ao número obtido ao final de cada adição, até obter-se uma amostra de 100 elementos. Assim, caso o primeiro número selecionado seja o 35º, o segundo será o 85º (35+50), o terceiro o 135º (85+50) e assim por diante.

93. A tabela abaixo apresenta graficamente como se procede a essa forma de seleção:

Tabela 2 - Seleção de elementos para uma amostra aleatória sistemática

	Alunos do curso de Estatística	Idade
1	Anderson Freitas de Mac	19
2	André Marques de Oliveir	18
3	Bruna Campos Furtado	22
4	Carla Medeiros Azevedo	20
5	Eliane Farias Maciel	21
6	Gabriela Oliveira Cunha	22
7	Gustavo Martins Borges	19
8	Heitor Menezes Matias	19
9	Janaína Dutra Gonçalve	20
10	Júlio Prado Costa	18
11	Laura Gomes Coelho	22
12	Luana Fontes da Silva	23
13	Lucas Martins Alvarenga	23
14	Mariana Barreto Mendonça	20
15	Mário Nunes Mascarenhas	21
16	Otávio Pereira Moura	21
17	Paulo André da Silva	20
18	Paulo Roberto Garrido	19
19	Pedro Castro de Carvalho	19
20	Raíssa Figueiredo Costa	18

Intervalo de amostragem

Elemento 4: selecionado aleatoriamente dentro do intervalo de amostragem

Fonte: elaboração própria.

94. Essa forma de seleção faz com que sejam selecionados elementos distribuídos ao longo de toda a sequência na qual a população se organiza. Isso tem consequências negativas quando se está lidando com populações em que a variável de interesse está organizada segundo algum tipo de periodicidade fixa ao longo na população que está sendo pesquisada. Isso ocorre, por exemplo, com a quantidade de carros nas ruas ao longo do dia ou com a produção de grãos, que está sujeita ao regime de chuvas e à sazonalidade. Nesses casos, a utilização da amostragem sistemática deve ser evitada, porque, com a sistematização, existe o risco de que, dependendo do intervalo de amostragem que venha a ser obtido, sejam selecionados majoritariamente elementos que possuam um mesmo tipo de padrão, e sub-representados outros tipos de elementos, gerando, por isso, uma amostra enviesada. Portanto, antes de utilizar a amostragem sistemática, o pesquisador deve determinar se existe uma relação entre a organização da população e a característica que será mensurada (*UNITED STATES GENERAL ACCOUNTABILITY OFFICE*, 1992).

95. Exemplificando o problema que pode ocorrer no uso da amostragem aleatória sistemática em função de se pesquisar variáveis que oscilam segundo algum tipo de periodicidade, suponha que se queira estimar a quantidade média de carros que circularam por mês por uma determinada via urbana, e se disponha dos registros de tráfego dessa via para uma quantidade de horas correspondentes ao mês de junho. Caso o intervalo de seleção obtido pela divisão "N/n" seja de 12 horas, e o primeiro elemento selecionado seja a quantidade média registrada para o período das 4h do dia 1º de junho, os elementos seguintes serão a quantidade média de veículos registrada para as 16h do dia 1º de junho, e a seguir, as 4h da madrugada e às 16h do dia 2 de junho, e assim por diante, até que se complete a amostra. Por óbvio, os valores selecionados representarão um subdimensionamento evidente da quantidade média de carros que circulam por essa via urbana, uma vez que nenhum dos elementos amostrais selecionados contemplou os horários de pico, quando há forte aumento na quantidade de veículos em circulação.

2.2.3 Amostragem Aleatória Estratificada

96. A amostragem aleatória estratificada é utilizada quando se divide a população em grupos mutuamente exclusivos, chamados de estratos. Assim, dentro de cada estrato, são sorteadas amostras aleatórias. A estimação para toda a população é realizada a partir da combinação das estimativas calculadas para cada estrato.

97. Na amostragem estratificada, o tamanho dos estratos e a probabilidade de seleção de seus elementos podem variar.

98. É desejável que os estratos sejam homogêneos internamente, no que diz respeito à variável de interesse do estudo (OLIVEIRA, 2004), pois isso faz com que o tamanho da amostra diminua, se comparado com a amostragem aleatória simples. Por isso, a utilização desse tipo de amostragem, normalmente, requer algum nível de conhecimento prévio sobre as características da população.

99. Essa técnica torna-se mais vantajosa quando a população total possui alta variabilidade[15] em relação à variável que se quer observar e é formada por subgrupos com menor variabilidade interna, cujos comportamentos se diferenciam significativamente uns dos outros.

100. Com a estratificação, as conclusões obtidas pelo trabalho podem apresentar um maior grau de precisão do que o que teria sido obtido sem a estratificação, para o mesmo tamanho amostral. Alternativamente, a estratificação pode ensejar a redução do tamanho da amostra, a um dado nível de precisão.

101. A estratificação pode ser utilizada, ainda, quando se deseja garantir que elementos dos diversos subgrupos populacionais estejam presentes na amostra de estudo, ou quando o custo de obtenção da informação diferencia-se significativamente de um subgrupo populacional para o outro. Nesse caso, a amostragem possibilita a ampliação da seleção de elementos amostrais menos onerosos e a diminuição da quantidade de elementos cujo custo de obtenção da informação é maior[16].

102. Para que essas diversas circunstâncias sejam observadas no delineamento amostral, sem comprometer a aleatoriedade da seleção e, consequentemente, a validade da estimação estatística, métodos apropriados de alocação dos elementos aos diversos estratos devem ser empregados, conforme descrito na seção 3.3.2 "Cálculo de tamanho de amostra na amostragem aleatória estratificada".

103. É importante destacar que, quando se utiliza a estratificação, busca-se produzir inferências para a população global, e não para cada estrato individualmente. Caso se necessite produzir inferências estatisticamente significativas para cada estrato, este deve ser tratado como uma população *de per si*, que precisará ser estatisticamente representada pela sua respectiva amostra. É importante ressaltar que esse procedimento, no entanto, levará ao aumento dos tamanhos das amostras de cada estrato.

104. Para que a amostragem estratificada possa ser utilizada, a soma dos elementos dos estratos deve corresponder, exatamente, à população total (os estratos devem ser exaustivos) e cada elemento deve fazer parte de um extrato e de apenas um extrato (os extratos devem ser excludentes entre si (OLIVEIRA, 2004).

---

[15] A variabilidade é expressa pela medida chamada variância, que sintetiza o quanto os valores estão dispersos em relação a sua média.

[16] Para melhor entendimento, *vide* explicação sobre a forma de dimensionamento da amostra na alocação ótima com base em custo (Seção 3.3.2.3).

105. Por ser mais trabalhosa e apresentar maiores requisitos técnicos, deve-se avaliar se o ganho esperado em termos de custo, representatividade, diminuição do tamanho da amostra ou de aumento de precisão deverá compensar os maiores requisitos administrativos e operacionais que a amostragem estratificada exige.

2.2.4 Amostragem Aleatória por Conglomerados

106. A amostragem realizada por conglomerados também ocorre com base na divisão da população em subgrupos. No entanto, diferentemente do que ocorre na amostragem estratificada, aqui os subgrupos de análise, os conglomerados, devem ser internamente heterogêneos (OLIVEIRA, 2004). Exemplos comuns de unidades tomadas como conglomerados são estados dentro de um país, bairros dentro de uma cidade, ou escolas de um determinado município.

107. O pressuposto em que essa técnica se baseia é que cada um desses conglomerados é tão heterogêneo internamente quanto a própria população total, sendo, portanto, suficientemente representativos dessa mesma população.

108. Após a divisão da população, um número suficiente de conglomerados é sorteado aleatoriamente e todos os seus elementos são considerados para produzir conclusões generalizáveis para a população. Assim, são os conglomerados que são selecionados por meio de amostragem, e todos os seus elementos individuais devem ser examinados. Caso a quantidade de elementos integrantes dos conglomerados seja muito grande, pode ser necessário realizar mais um estágio de amostragem, e selecionar, de forma aleatória, elementos suficientes para compor uma amostra representativa de cada conglomerado. Nesses casos é, portanto, necessária a realização de uma amostragem em duas etapas ou em dois estágios (TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO, 2002).

109. Essa técnica não requer cadastros detalhados de toda a população, mas apenas daqueles conglomerados que tiverem sido selecionados. Além disso, pode se tornar mais rápida, barata e fácil do que outras formas de amostragem, quando se necessita realizar as entrevistas face a face, pois evita longos deslocamentos por um território extenso (*NATIONAL AUDIT OFFICE*, [2001?]). Assim, é possível reduzir custos, tempo e energia, pois, muitas vezes, as unidades de análise encontram-se encapsuladas geograficamente (SAMPIERI; COLLADO; LUCIO, 2006). Quando um entrevistador se dirige a um conglomerado, por exemplo, um quarteirão, pode obter muitas observações em um tempo breve. Portanto, pode conseguir um conjunto maior de informações com um custo baixo (ANDERSON; SWEENEY; WILLIAMS, 2007).

110. No entanto, a amostragem aleatória por conglomerados também apresenta limitações. Inicialmente, deve-se possuir um bom conhecimento sobre a população, de forma que se possa fazer um adequado dimensionamento do número de conglomerados a serem examinados (OLIVEIRA, 2004). Temos de ter em mente, ainda, que este tipo de amostragem depende de que cada conglomerado possua heterogeneidade interna e represente bem um microcosmo de toda a população. Adicionalmente, a amostragem aleatória por conglomerados pode se tornar cara se os conglomerados forem muito extensos. Além disso, essa modalidade de amostragem costuma apresentar maiores erros amostrais que outras técnicas de amostragem aleatória, ou, alternativamente, pode requerer um tamanho amostral maior para compensar a tendência de aumento do erro amostral (*NATIONAL AUDIT OFFICE*, [2001?]).

111. Um exemplo de utilização desse tipo de técnica é a Pesquisa Nacional por Amostras de Domicílios (PNAD), realizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), que utiliza em seu delineamento amostral tanto a estratificação quanto a amostragem por conglomerados.

2.2.5 Amostragem Aleatória por Unidades Monetárias

112. A Amostragem Aleatória por Unidade Monetária, muito utilizada na auditoria de demonstrativos financeiros, é um tipo de amostragem que assume como seu elemento amostral o valor correspondente a uma unidade monetária (no caso brasileiro, o Real). Portanto, este é um método de amostragem estatística em que cada unidade monetária tem uma chance igual de seleção (EUROPEAN COURT OF AUDITORS, 2012).

113. Essa técnica, geralmente, é utilizada em auditorias financeiras, que têm por objetivo verificar a fidedignidade dos registros contábeis (TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO, 2002). Assim, a amostragem por unidade monetária tem o propósito de possibilitar que o auditor emita uma opinião sobre a confiabilidade dos demonstrativos auditados.

114. Cada lançamento ou conta do balanço tem sua probabilidade de ser escolhida, definida com base em seu valor monetário: quanto mais unidades monetárias existirem, maior quantidade de elementos amostrais haverá, e, portanto, maior a probabilidade de serem selecionadas aleatoriamente para a amostra a ser analisada.

115. Nesse tipo de trabalho, em que se avaliam demonstrativos financeiros e patrimoniais de órgãos e entidades, o foco é identificar a existência de erros e fraudes, que possam vir a exprimir de maneira inadequada a situação financeira e patrimonial dessas organizações.

116. Em auditorias financeiras, a amostragem por unidade monetária é empregada para a realização de testes substantivos[17], em que o auditor realiza testes diretos em uma quantidade determinada de lançamentos selecionados por amostragem de um demonstrativo financeiro, com o objetivo de coletar evidência suficiente para se posicionar quanto à confiabilidade das informações apresentadas.

117. Diferentemente das demais técnicas de amostragem probabilística vistas até aqui, o objetivo desse tipo de amostragem não é caracterizar o conjunto da população a partir de uma amostra selecionada, mas certificar a fidedignidade dos dados presentes nas demonstrações financeiras, por meio da confirmação de que uma amostra de lançamentos não apresenta mais erros do que é esperado.

118. Como os elementos da população correspondem às unidades monetárias, é importante considerar que a probabilidade de inclusão na amostra de um registro diminui quando o seu valor é subestimado, sendo nula no caso de ser omitido. Portanto, há na amostragem por unidades monetárias uma tendência de se privilegiar a seleção de registros superestimados ou repetidos (TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO, 2002). Por essa razão, para avaliar o risco de subavaliação de lançamentos (por exemplo, nas contas de Dívidas a Pagar), a amostragem por unidade monetária não se apresenta como a estratégia mais vantajosa. Por suas características, esse tipo de amostragem deve ser utilizado, preferencialmente, na análise de demonstrativos financeiros quando a natureza da conta[18] ou a situação que se quer investigar apresentam uma tendência à sobreavaliação (*UNITED STATES GOVERNMENTAL ACCOUNTABILITY OFFICE*, 2008).

119. Por sua aplicação restrita à análise de demonstrativos contábeis, a operacionalização da amostragem por unidade monetária está descrita no Manual de Auditoria Financeira do Tribunal de Contas da União.

---

[17] Os conceitos de testes substantivos e testes de controle encontram-se no Glossário, ao final deste documento técnico.

[18] Por exemplo, contas do Ativo Imobilizado.

3. ETAPAS DE UM LEVANTAMENTO AMOSTRAL

120. A amostragem estatística é operacionalizada por meio da obtenção de uma amostra, com o objetivo de tirar conclusões sobre a totalidade dos elementos que compõem uma população. É possível, ainda, especificar, em cada caso, o grau de precisão dos resultados obtidos. Por isso, a utilização da amostragem estatística contribui para uma melhor relação custo-benefício do trabalho de auditoria, ao possibilitar a obtenção de conclusões sobre a totalidade do objeto de auditoria a partir da análise de apenas uma parte dele.

121. Ao mesmo tempo, a amostragem probabilística contribui para a transparência do processo de auditoria, ao definir numericamente o nível de confiança das conclusões obtidas e o erro amostral a que elas estão submetidas. Além disso, seguir o rigor técnico dos procedimentos estatísticos fortalece o grau de asseguração fornecido por um trabalho de auditoria.

122. A utilização da amostragem, no domínio da auditoria, também possibilita descrever as constatações de forma mais precisa, sem que haja a necessidade de utilizar de termos vagos, como: "grande parte" dos itens, "quantidade expressiva" dos elementos, dentre outros (OLIVEIRA, 2004). Aplicando testes de auditoria em uma amostra representativa da população, torna-se possível precisar os resultados numericamente e de forma precisa para o leitor.

123. Nesse sentido, as normas de auditoria do TCU estabelecem que, qualquer programa de auditoria deve descrever o universo de que trata a fiscalização e, se for o caso, a amostra a ser examinada. Isso significa que devem ser registrados os procedimentos de dimensionamento e seleção da amostra, bem como a precisão das estimativas obtidas (NAT, 97; 116.3.III; 134; 159.1).

124. Em razão disso, neste capítulo, estão descritas as principais decisões que uma equipe que deseja utilizar amostragem estatística em auditoria deverá enfrentar e quais tarefas básicas que deverá empreender para o bom uso das técnicas de amostragem. O objetivo dessa seção é orientar a equipe de forma prática para que consiga compreender e empregar as técnicas básicas de amostragem, de forma a poder produzir inferências confiáveis com base nos resultados obtidos.

3.1 Planejamento amostral

125. O planejamento do levantamento amostral envolve um conjunto de atividades sequenciais que devem ser cuidadosamente executados. Sinteticamente, o planejamento do levantamento amostral envolve as seguintes atividades:

a) inicialmente, avaliar se a amostragem estatística é adequada para os objetivos do trabalho;

b) definir o objetivo do levantamento amostral e quais perguntas se quer responder;

c) delimitar exatamente a população de interesse e os elementos amostrais;

d) avaliar a existência de dados sobre os elementos que compõem a população;

e) preparar os instrumentos de coleta de dados.

126. Portanto, o primeiro passo a ser adotado consiste na decisão, com base no problema e nas questões de auditoria, se a utilização da amostragem é um caminho vantajoso a ser seguido.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

127. Em cada fiscalização, a definição do escopo da auditoria determina os procedimentos a serem executados. Assim, no caso concreto, a equipe deve decidir se a situação exige ou permite seguir procedimentos amostrais para responder as questões de auditoria, conforme define a Norma de Auditoria do Tribunal (NAT) 92:

> O escopo envolve a definição das questões de auditoria, a profundidade e o detalhamento dos procedimentos, a delimitação do universo auditável (abrangência), a configuração da amostra (extensão) e a oportunidade dos exames.

128. Portanto, após definir as questões de auditoria, a equipe deverá escolher os métodos de coleta e de análise de dados mais adequados para o alcance dos objetivos definidos para o trabalho. Nesse contexto, deve-se identificar se a utilização de técnicas de amostragem pode agregar valor ao trabalho. De maneira geral, a amostragem pode trazer ganhos sempre que a equipe tiver a necessidade de se posicionar sobre um conjunto amplo de elementos, maior do que seja possível investigar diretamente.

129. O planejamento amostral deve considerar os recursos humanos, financeiros e de tempo disponíveis ao trabalho, de forma a definir uma estratégia factível.

130. Adicionalmente, o planejamento amostral deve ser documentado em um papel de trabalho, que deve definir os pressupostos, os objetivos e os procedimentos a serem adotados na execução do levantamento amostral. O objetivo principal deste papel de trabalho é garantir a qualidade técnica dos procedimentos e permitir que outros auditores possam compreender como o trabalho foi realizado. A documentação também facilita o processo de supervisão do trabalho e a realização de futuros monitoramentos.

131. Outro passo fundamental no planejamento de um levantamento amostral é definir, claramente, quais as informações que se deseja coletar ou as perguntas que se deseja responder. Durante a fase de planejamento da auditoria, os auditores devem definir quais são as informações requeridas para responder a cada uma das questões de auditoria, as quais são relacionadas na matriz de planejamento. A definição dessas informações requeridas acaba determinando os dados das variáveis que deverão ser obtidos por meio do levantamento amostral.

132. Uma variável representa características dos indivíduos estudados, que podem se constituir de objetos, localidades, pessoas etc. Quando estamos lidando com pessoas, as variáveis podem estar associadas a percepções, intenções ou opiniões. Quando se encontram no âmbito da população de interesse, os indivíduos são chamados de elementos amostrais. Normalmente, as variáveis assumem valores diferentes para indivíduos diferentes (MOORE, 2011). Assim, exemplos de variáveis são: idade, peso, altura, distância, etc.; ou, mais relacionadas ao campo da auditoria, o cumprimento de determinado requisito legal ou o nível de satisfação do usuário com determinado serviço, etc.

133. É essencial que se definam quais são as variáveis que devem ser estudadas por meio de amostragem. A equipe deve avaliar se todas as variáveis escolhidas são importantes, uma vez que a quantidade de variáveis pode afetar o tamanho da amostra. Como será demonstrado, a quantidade de alternativas admitidas para cada uma das respostas e a variabilidade esperada para essas respostas são fatores fundamentais para determinar o tamanho das amostras (*vide* seção 3.3.1.3 Dimensionamento da amostra aleatória simples para proporções múltiplas).

134. Muitas vezes, o auditor é tentado a realizar inferências sobre o máximo de variáveis possível. Recomenda-se, entretanto, parcimônia na definição dessas variáveis, que deverão ser sopesadas com a capacidade operacional da equipe.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

135. Também a opção por um censo deve ser avaliada. Populações pequenas, ou informações de baixo custo, que possam ser tratadas por meio de *softwares*, podem ser analisadas de forma censitária (OLIVEIRA, 2004).

136. Após a decisão de se utilizar amostragem e de definir as informações que serão buscadas deve-se delimitar, claramente, as características da população, seu tamanho e limites, ou seja, definir as características que qualificam o elemento amostral.

137. Como já apresentado, população é o conjunto de todos os elementos que contêm as variáveis que se quer observar. O elemento amostral, por sua vez, é todo e qualquer elemento que faça parte dessa população e, portanto, reúna chances de vir a ser incluído na amostra[19]. Assim, é preciso delimitar claramente quais elementos serão candidatos a compor a amostra de trabalho. Ou seja, é fundamental definir informações básicas sobre os elementos, tais como abrangência, localização, região, período temporal, ou outras restrições que identifiquem quem faz e quem não faz parte da população.

138. Esse passo tem como objetivo evitar dois problemas: que elementos amostrais fiquem de fora do contorno da população de trabalho e que sejam incluídos na população elementos espúrios, que não deveriam fazer parte dela (OLIVEIRA, 2004). Ambas as situações levam a problemas na precisão do alcance da inferência resultante do processo de amostragem. Esse passo é crucial para o sucesso da amostragem. Negligenciá-lo pode colocar em risco a própria validade das conclusões obtidas.

139. Um fator sobre o qual se deve ter clareza nesta etapa do levantamento amostral é o conceito de população de interesse. População de interesse é aquela sobre a qual se deseja realizar inferências. Por exemplo, pretende-se estudar a concessão de Benefícios de Prestação Continuada (BPC) voltados a pessoas com deficiências incapacitantes para o trabalho nos últimos 10 anos. A população de interesse nesse caso será, portanto, o conjunto de todos os Benefícios de Prestação Continuada concedidos a portadores de necessidades especiais, de 2004 a 2013, e nenhum elemento que não possua exatamente essas características[20].

140. Erros muito comuns cometidos em função de falhas na definição do contorno populacional é tomar apenas uma parte da população como se fosse ela inteira, ou a seleção de alguns elementos que não contenham exatamente as características definidoras da população e contaminem o processo de inferência.

141. No exemplo acima, caso não fosse especificado que os beneficiários que interessam ao trabalho são apenas aqueles que recebem o BPC por serem pessoas com deficiência, a coleta de dados poderia ser realizada para todos os beneficiários do BPC, o que abrangeria, também, pessoas idosas. Isso comprometeria mensuração das variáveis que se objetivava estudar.

142. Para evitar esse tipo de erro, recomenda-se analisar criteriosamente as bases de dados disponíveis. Esse é o passo seguinte do planejamento amostral. Normalmente, quando a equipe executa esta atividade, costuma se deparar com uma série de questões que precisam ser cuidadosamente analisadas. Por exemplo: É fácil identificar a totalidade dos elementos que compõem a população? Já existe algum banco

---

[19] O elemento amostral não se restringe aos elementos que foram efetivamente selecionados para a amostra. Ele engloba qualquer elemento que pertença à população de interesse, ou seja, qualquer elemento que contenha as características que os tornem passíveis de serem escolhidos para a amostra.

[20] A definição da população de interesse impacta no tamanho da amostra a ser obtida, uma vez que o cálculo do tamanho da amostra é influenciado pelo do tamanho da população, como será apresentado adiante (vide seção 3.3.1.1 Dimensionamento da amostra aleatória simples para médias, diferenças ou totais).

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

de dados que os consolide? Se não existe, é viável levantar os dados durante a auditoria? Caso haja limitações para acesso aos dados, as dificuldades chegam a limitar a população que se poderá acessar?

143. A existência de um cadastro[21] que agrupe a população é que irá permitir a seleção dos elementos para compor a amostra. O cadastro é essencial para a utilização da amostragem, pois é a partir dele que se irá selecionar os elementos a serem amostrados. A própria delimitação do elemento amostral, pode acabar sendo determinada a partir dos dados disponíveis no cadastro a que se tenha acesso. Por exemplo, caso uma equipe de auditoria apenas disponha de dados consistentes das Regiões Norte e Nordeste, enquanto que os dados das outras regiões não estão sistematizados ou não estão acessíveis, uma opção a ser analisada é limitar a população a essas duas regiões e produzir inferências referentes apenas para elas, diminuindo o escopo do trabalho.

144. A equipe de auditoria também deverá definir se irá trabalhar com dados já existentes ou se precisará coletá-los diretamente. Bases institucionais que tratem do objeto auditado, caso existentes, devem ser aproveitadas, mas a equipe precisa se cercar de cuidados que lhe deem segurança acerca da confiabilidade dessas bases de dados. Para tanto, é importante obter informações com os responsáveis pelos dados ou especialistas no tema sobre a qualidade dos dados que se planeja utilizar. Sempre que possível, é recomendável examinar uma amostra dos dados obtida ao acaso, para avaliar se são observados registros inconsistentes[22].

145. Por fim, um passo importante e derradeiro da etapa de planejamento é preparar os instrumentos de coleta de dados, que podem envolver questionários, roteiros de observação, *checklists* ou outros papéis de trabalho delineados especificamente para apoiar a obtenção dos dados.

146. Nesse sentido, cabe relacionar algumas recomendações úteis que devem ser observadas quando se elabora questionários (TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO, 2010):

a) não formule mais de uma pergunta em uma única questão, pois o respondente pode ter posicionamentos diferentes para cada uma delas[23];
b) ao definir a linguagem a ser utilizada, tenha em mente as características do público ao qual o questionário é direcionado;
c) não elabore questões que não serão analisadas, evitando, assim, a perda de tempo do respondente e da equipe de pesquisa;
d) elabore perguntas claras, evitando usar siglas, abreviaturas, termos técnicos, eruditos e em outro idioma;
e) frases longas e com dupla negação; orações intercaladas, parêntesis e travessões;

---

[21] Cadastro ou moldura amostral é o local onde todos os elementos conhecidos da população estão registrados de forma consolidada. Mesmo quando a equipe precisa levantar ela própria os dados acerca das variáveis de interesse, ela deverá dispor ou obter uma relação dos elementos que compõem a população para que ela possa realizar a seleção amostral.

[22] Na descrição dos procedimentos adotados durante a coleta de dados, são relacionadas medidas que devem ser executadas na análise de consistência dos dados. O conhecimento dessas providências também é útil quando se avalia os dados disponíveis para o desenvolvimento de um levantamento amostral. *Vide* seção 3.5 Coleta de dados.

[23] Não é incomum serem formuladas, indevidamente, questões avaliativas distintas envolvendo temas correlatos em uma mesma pergunta. Por exemplo: "você considera que a tempestividade e a qualidade dos treinamentos oferecidos são adequadas?". Nesse caso, o respondente pode achar a tempestividade adequada, mas não a qualidade.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

f) evite linguagem com conotação tendenciosa ou ambígua, que tende a gerar atitude defensiva e oposição.

g) privilegie perguntas sobre situações reais, pois é difícil corroborar respostas individuais para situações hipotéticas (OFFICE OF THE AUDITOR GENERAL OF CANADA, 1998).

147. Como forma de propiciar um melhor entendimento sobre como as medidas descritas podem ser desenvolvidas na prática, o Quadro 1, a seguir, apresenta um exemplo das providências que devem ser adotadas durante o planejamento amostral.

Quadro 1 – Exemplo de planejamento amostral

Programa de Reabilitação voltado a vítimas de acidentes de trânsito

Descrição do caso:

O Governo Federal dispõe de um programa de reabilitação de pessoas vítimas de acidentes de trânsito executado por Clínicas de Fisioterapia instaladas em hospitais públicos.

Em função da baixa oferta de vagas nas clínicas públicas em relação à demanda existente, o Governo Federal decidiu credenciar clínicas privadas de fisioterapia para a prestação desse serviço, com o objetivo de aumentar a oferta de vagas, mediante pagamento direto feito pelo Ministério da Saúde.

Assim, as clínicas públicas existentes foram mantidas e, adicionalmente, foram credenciadas diversas clínicas particulares em todo o país para reforçar o atendimento às vítimas de acidentes.

Uma equipe da Secretaria do TCU encarregada de avaliar o setor da Saúde foi designada para realizar uma auditoria operacional com o objetivo de avaliar o desempenho do Programa de Reabilitação, verificando se a contratação suplementar de clínicas particulares estava trazendo bons resultados e atingindo a contento o seu público alvo.

Decisão pelo uso da amostragem probabilística:

A equipe de auditoria considerou importante levantar a percepção dos beneficiários. Entretanto, não poderia arcar com os custos de um censo. Assim, decidiu-se utilizar a amostragem aleatória, com o objetivo de produzir inferências acerca de toda a população, que totalizava 2.057 beneficiários do Programa de Reabilitação em seis Unidades Federativas em que o programa estava sendo executado.

A equipe, então, programou coletar a opinião dos beneficiários em relação ao serviço prestado por meio da aplicação de um questionário.

Definição das informações que se deseja coletar:

Assim, de forma consolidada, as variáveis que a equipe buscou levantar com o uso da amostragem estatística foram:

a) porcentagem de pacientes que tiveram de procurar mais de uma clínica para conseguir atendimento;

b) tempo médio de espera para iniciar o tratamento;

c) opinião do usuário sobre a qualidade do atendimento na clínica de reabilitação em que estava sendo atendido no momento em que respondia ao questionário.

Delimitação da população:

Com base no objetivo e no escopo do trabalho, a equipe de auditoria, definiu o seguinte público alvo para a pesquisa: Pacientes atendidos por clínicas públicas e privadas de fisioterapia no âmbito do Programa de Reabilitação do Governo Federal, nos anos de 2011, 2012 e 2013, nos estados da Bahia, Minas Gerais, Mato Grosso do Sul, Rio de Janeiro e São Paulo, assim como no Distrito Federal.

Obtenção do cadastro:

A equipe de auditoria construiu uma planilha eletrônica com base nas informações obtidas das clínicas dos estados da Bahia, Minas Gerais, Mato Grosso do Sul, Rio de Janeiro e São Paulo, além do Distrito Federal. O cadastro contém o tipo da clínica, a identificação dos pacientes beneficiados e suas respectivas informações (arquivo "População de beneficiários.xls").

Preparação dos instrumentos de coleta de dados:

Como vimos, a equipe de auditoria havia programado coletar a opinião dos beneficiários. Assim, foram preparadas as seguintes questões sobre a prestação dos serviços:

1) Você procurou, *sem sucesso,* outra clínica participante do Programa de Reabilitação antes de conseguir o tratamento na clínica atual?

   ( ) sim

   ( ) não

2) Quanto tempo (em dias) levou para que você conseguisse o tratamento na clínica na qual é atendido, a partir da data em que a procurou?

   ______________dias

3) Como você classifica o atendimento que tem recebido na atual clínica de reabilitação?

   ( ) insatisfatório

   ( ) regular

   ( ) satisfatório

Fonte: elaboração própria.

3.2 Escolha do delineamento amostral

148. A escolha do delineamento amostral envolve um conjunto de atividades e decisões importantes. É nesta etapa que se deve procurar levantar a variabilidade da população estudada, definir a margem de erro que se pode admitir e o nível de confiança desejado, assim como se deve avaliar o tipo de amostragem probabilística mais adequado.

149. Assim, a primeira medida necessária para se definir o delineamento amostral consiste em se estimar o grau de variabilidade de cada informação que está sendo coletada. Essa é uma informação fundamental para que se possa, posteriormente, calcular o tamanho da amostra que se precisará utilizar para se obter significância estatística. Como essa informação dificilmente estará disponível, uma vez que não se dispõe de informações sobre toda população, a equipe precisará ser capaz de estimar a variância das variáveis a serem coletadas.

150. A variância é uma medida de dispersão que indica o quão distante estão os diversos dados em relação ao valor médio da variável estudada. Portanto, a variância fornece uma informação muito útil sobre a população, que é o grau de variabilidade que os valores dos elementos assumem para a variável de interesse. Alta variância indica que os elementos assumem valores muito diferentes entre si; enquanto uma variância baixa indica que os valores apresentados encontram-se mais concentrados, especificamente, em torno do valor médio.

151. A variância pode ser calculada pela média aritmética dos quadrados das diferenças entre cada valor e a média aritmética do conjunto de valores (MILONE, 2004), ou seja, pelo somatório dos quadrados das diferenças entre os valores observados e o valor médio, dividido pelo número de observações:

$$\sigma^2 = \frac{\sum(x_i - \mu)^2}{N}$$

Onde:
σ^2 = variância populacional
x_i = valores observados
μ = média populacional
N = tamanho da população

152. A variância impacta diretamente no tamanho da amostra, pois uma população com alta variância irá gerar amostras de tamanhos maiores, uma vez que será preciso selecionar diversos elementos para que eles sejam suficientemente representativos da população e permitam a realização de inferências. Por outro lado, uma população mais homogênea, com baixa variância, necessitará de uma menor quantidade de elementos para compor uma amostra que represente adequadamente a população.

153. Uma das formas de se estimar a variância da população de interesse é pesquisar estudos anteriores sobre o mesmo assunto. Diante da existência de estudos anteriores sobre a mesma população, que também tenham se debruçado sobre a variável estudada, a equipe pode obter dados valiosos acerca da variância da população. Esses dados funcionam como uma aproximação da realidade, ou seja, eles fornecem à equipe uma estimativa para o valor da variância.

154. Caso estudos anteriores não estejam disponíveis, outra opção a que se pode recorrer é procurar estimar a variância da população por meio da aferição dos dados para uma amostra piloto de tamanho reduzido. O procedimento consiste em testar uma quantidade de elementos amostrais sorteados aleatoriamente. Com base nos valores observados, calcula-se a variância desses elementos e adota-se a variância obtida como uma aproximação para a variância populacional a ser utilizada no cálculo da dimensão amostral. Para que possa ser considerada válida, a amostra piloto deve conter, ao menos, trinta elementos.

155. Os elementos testados por meio da amostra piloto, desde que tenham sido selecionados de forma aleatória, podem ser aproveitados na amostra final. Ou seja, a equipe pode considerar a quantidade de elementos analisados na amostra piloto na contagem total de elementos que deverão compor a amostra.

156. Outra alternativa para a estimativa da variância para ser utilizada no cálculo da dimensão amostral, é a adoção da chamada solução conservadora. Nesse caso, utiliza-se o máximo valor que a variância pode assumir, para obter o tamanho de amostra necessário para realizar inferências para quaisquer populações, mesmo aquelas com alta variabilidade. Entretanto, essa solução somente é válida quando se pretende estimar proporções, por exemplo, o percentual de irregularidades em convênios, em que se admitem apenas duas alternativas como resposta, "conforme" ou "não conforme". Na solução conservadora assume-se que a variabilidade é máxima, que ocorre quando metade dos casos examinados assume uma resposta e a outra metade a resposta oposta. Isso equivale a uma a variância de 0,25. Pois, a variância a ser aplicada no cálculo do tamanho das amostras quando se trata de duas possíveis alternativas pode ser calculada por meio da multiplicação da proporção obtida "p" pelo seu complementar "1-p":

$$\sigma^2 = 0{,}5\ X\ 0{,}5 = 0{,}25$$

157. Quando se está lidando com estimação de médias, uma alternativa que pode ser utilizada para estimar a variância é supor que o desvio-padrão máximo equivaleria a 1/6 da amplitude total, que é a diferença entre o menor e o maior valor da variável de interesse. Contudo, para que essa solução possa ser considerada válida, necessita-se ter uma ideia relativamente segura dos valores máximos ou mínimos que a população que se está investigando pode assumir, sem os quais se torna impossível definir a amplitude total. Adicionalmente, precisa-se possuir indícios de que a população distribui-se conforme uma curva normal, pois é sabido que, aproximadamente, 100% dos eventos localizam-se a até três desvios padrão do ponto médio em uma distribuição normal[24]. Como a variância corresponde ao quadrado de um desvio padrão, pode-se estimar o valor aproximado de um desvio padrão e, então, obter o valor aproximado da variância.

$$\sigma^2 \cong \left(\frac{Valor\ máx - Valor\ mín}{6}\right)^2$$

158. Outro componente do delineamento amostral é a definição do grau de tolerância a erro que a equipe de auditoria estará disposta a assumir.

159. Esse passo é importante porque, em levantamentos amostrais, as conclusões obtidas sempre comportarão algum nível de imprecisão, ou seja, sempre estarão sujeitas a algum nível de erro. A vantagem das amostras estatísticas é que elas permitem que tal imprecisão seja matematicamente definida e fique clara para o leitor[25].

160. Assim, na amostragem estatística, durante o delineamento amostral, deve-se definir a precisão mínima que a equipe deseja obter para atender às necessidades de seu trabalho. O conceito de erro expressa a diferença existente entre o "verdadeiro" e o "aproximado". Entende-se por "verdadeiro" o valor real da população e por "aproximado" o valor encontrado na amostra utilizada (OLIVEIRA, 2004).

161. Para a definição dos níveis aceitáveis de erro, há que se levar em conta os recursos humanos, financeiros e de tempo disponíveis. Quanto mais se busca precisão, mais custoso torna-se o trabalho, pois quanto menor o nível de erro admitido, maior será o tamanho da amostra a ser examinado. Por outro lado, não se deve admitir níveis de erro muito elevados, sob pena de enfraquecimento das conclusões do trabalho ou da opinião a ser emitida.

162. Como já visto na seção 1.7, as estimativas realizadas a partir de técnicas de amostragem probabilística, além de uma margem de erro definida, ainda dependem de um determinado nível de confiança. O nível de confiança é expresso em termos percentuais e representa a proporção de amostras cujo intervalo de confiança deverá conter o valor do parâmetro populacional.

163. Sendo assim, ao se fazer uma inferência estatística, é sempre necessário deixar claro que aquela afirmação tem um determinado nível de confiabilidade, e que sempre estará sujeita a erros. Ou seja, é preciso estipular um nível de confiança para a inferência obtida.

164. Assim, quando uma inferência é feita a um nível de confiança de 95%, tem-se que o parâmetro populacional estará verdadeiramente contido no intervalo de confiança estimado em 95% das amostras

[24] Para maiores informações sobre a Distribuição Normal veja o Apêndice A.

[25] Em amostras não estatísticas, as conclusões também estão sujeitas aos erros de amostragem, decorrentes do fato de não ter sido observada a população inteira. Entretanto, nesses casos, não é possível mensurá-los e explicitá-los.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

possíveis de tamanho "n" para aquela população. Contudo esse parâmetro não estará contido no intervalo encontrado em 5% das amostras possíveis, por serem insuficientemente representativas da população. Caso uma dessas amostras não representativas tenha sido escolhida ao acaso, seus dados não produzirão inferências corretas.

165. Tudo isso considerado, precisa-se estipular um delineamento que defina o nível de tolerância ao erro amostral e nível de confiança que satisfaça os objetivos da auditoria e, ao mesmo tempo, gere uma amostra de tamanho aceitável frente às possibilidades da equipe de auditoria. Margens de erro muito pequenas levarão a amostras muito grandes. Margens de erro grandes levam a amostras menores. Em contraposição, níveis de confiança muito próximos de 100% também exigirão amostras muito grandes, enquanto níveis inferiores podem não satisfazer o grau de segurança requerido.

166. Nesse contexto, como no campo da auditoria os trabalhos buscam fornecer um grau de segurança razoável em suas conclusões, não segurança absoluta, o procedimento amostral mostra-se perfeitamente adequado para as necessidades das auditorias.

167. Vale lembrar que, como decorrência da fórmula utilizada para dimensionar as amostras (*vide* seção 3.3 Dimensionamento da amostra), caso se deseje reduzir o tamanho de uma amostra, variando margem de erro ou nível de confiança, do ponto de vista matemático, é preferível fixar o nível de confiança e aumentar a margem de erro. Isso porque o tamanho da amostra é bem mais sensível a essa última medida. Pequenos aumentos na margem de erro provocam reduções consideráveis no tamanho da amostra.

168. O último passo envolvido na escolha do delineamento amostral é definir que tipo de amostragem probabilística será mais útil a cada caso concreto. Isso envolve escolher entre a amostragem aleatória simples ou sistemática, se será adequado utilizar estratificação ou, mesmo, amostragem por conglomerados, ou, ainda, se será possível utilizar combinações entre esses tipos.

169. Os objetivos da pesquisa, conjugados com as características da população, a qualidade do cadastro e os recursos disponíveis, são fatores essenciais que se deve considerar para definir qual desses tipos será o mais vantajoso para cada auditoria. Esse processo envolve a avaliação de questões como as seguintes:

a) a população poderia ser dividida em grupos homogêneos, que apresentem menor variabilidade interna?

b) precisa-se obter estimativas específicas para determinados grupos populacionais?

c) é possível dividir a população em conglomerados semelhantes, que, individualmente, representam adequadamente o conjunto da população?

d) serão utilizadas entrevistas face a face?

170. Uma vez delimitada a população, de posse da estimativa da sua variância e com o nível de confiança e margem de erro estipulados, a equipe poderá calcular o tamanho da amostra que será objeto de investigação durante a execução de auditoria.

171. O Quadro 2 continua desenvolvendo o exemplo apresentado anteriormente, agora descrevendo as medidas adotadas ao se estabelecer o delineamento amostral.

Quadro 2 - Exemplo de delineamento amostral

Programa de Reabilitação voltado a vítimas de acidentes de trânsito
<u>Estimação da variabilidade da população:</u> Como não existiam exemplos anteriores e considerando que a solução conservadora não seria aplicável a todas as variáveis que se pretendia investigar, a equipe de auditoria decidiu definir uma amostra piloto, que deveria ter suas respostas coletadas previamente. Assim, trinta beneficiários foram sorteados aleatoriamente e foram contatados previamente por membros da equipe de auditoria, de forma a assegurar que respondessem os questionários que lhes foram enviados em seguida[I]. **<u>Definição da margem de erro e do nível de confiança:</u>** Com base nos requisitos definidos na demanda da auditoria, foram fixados os seguintes níveis de confiança e margens de erro: Para as estimações dos itens do questionário que envolvem a medição de proporções (questões 1 e 3): • Nível de confiança: 95%; • Margem de erro: 5 pontos percentuais. Para as estimações do item do questionário que envolve a mensuração da média do tempo médio de espera por atendimento: • Nível de confiança: 95%; • Margem de erro: 10 dias. **<u>Definição do tipo de amostragem probabilística:</u>** Como a equipe de auditoria possuía informações de que a qualidade do atendimento nas clínicas públicas era significativamente diferente do atendimento nas clínicas privadas, decidiu tratar cada tipo de clínica como um estrato e utilizar a amostragem aleatória estratificada[II]. Nesse caso, a definição da amostra piloto deveria ser revista para totalizar sessenta elementos, sendo necessário selecionar trinta para cada estrato, de forma a poder aproveitar as diferenças na variabilidade das respostas em relação a cada tipo de clínica.

Fonte: elaboração própria.

Notas: I – Os resultados obtidos nas amostras piloto são apresentados na continuação do desenvolvimento desse exemplo, ao se demonstrar o dimensionamento da amostra.

II - Caso houvesse interesse em produzir inferências sobre a percepção dos usuários tanto das clínicas públicas quanto das privadas, de forma a viabilizar a comparação entre o atendimento prestado pelos dois tipos de clínicas, a equipe precisaria tratar o total de pacientes das clínicas públicas (909) e o total de pacientes das clínicas privadas (1148) como duas populações distintas e dimensionar o tamanho das amostras de forma independente uma da outra. Na amostragem estratificada, as inferências são realizadas para a população e não para cada um dos estratos.

3.3 Dimensionamento da amostra

172. Uma vez decidido o tipo de amostragem que melhor se adéqua às exigências da auditoria, deve-se proceder ao cálculo do tamanho da amostra. O tamanho da amostra depende das características da população, em especial do grau de dispersão dos valores das variáveis de interesse; do tamanho da população; do grau de precisão, ou margem de erro, aceito pela equipe de auditoria; e do nível de confiança desejado (*NATIONAL AUDIT OFFICE*, [2001?]).

3.3.1 Dimensionamento da amostra aleatória simples

173. Esta seção apresenta a descrição de como se deve proceder para realizar o cálculo do tamanho das amostras quando se utiliza amostragem aleatória simples e amostragem aleatória estratificada. Estas são as modalidades que apresentam o maior potencial de utilização em auditorias operacionais e de conformidade que vêm sendo desenvolvidas pelo TCU. As técnicas para o dimensionamento das amostras para a utilização da amostragem por unidades monetárias, geralmente associadas às auditorias financeiras, deverão ser consultadas no Manual de Auditoria Financeira, desenvolvido especialmente para orientar a execução dos procedimentos requeridos nesse tipo de auditoria governamental.

174. Para o cálculo do tamanho da amostra também importa saber se a população é finita ou não. O tamanho da população não é levado em conta para populações infinitas ou populações muito grandes em relação ao tamanho da amostra que se pretende selecionar. Nesses casos, para fins práticos, sempre que a amostra representar menos de 5% do tamanho da população, podemos considerar que a população é infinita (STEVENSON, 1981).

175. Matematicamente, como se verá a seguir, o tamanho da amostra é uma função do grau de dispersão da população, medida em termos de variância, da margem de erro e do nível de confiança definidos.

3.3.1.1 . Dimensionamento da amostra aleatória simples para médias, diferenças ou totais

176. Quando desejamos utilizar a amostragem aleatória simples para calcular o tamanho de uma amostra destinada a estimar **médias, diferenças** ou **totais**, a fórmula básica a ser empregada é:

$$n = \frac{z^2.\sigma^2}{e^2}$$

– Onde: n = tamanho da amostra;
z = fator "z"
σ^2= variância populacional;
e = margem de erro.

177. Observe que a fórmula pressupõe o conhecimento do valor da variância (σ^2). Contudo, na prática, como já visto, esse valor dificilmente está disponível, pois para calcular a variância seria preciso conhecer os valores da variável em questão para todos os indivíduos da população. Caso esses valores fossem conhecidos, já não haveria mais a necessidade de estimar o parâmetro de interesse, pois se poderia calculá-lo diretamente.

178. Assim, conforme foi destacado anteriormente, deve-se buscar obter o valor da variância por meio alternativo, como buscar na literatura algum estudo que tenha apurado seu valor; fazer um estudo piloto (uma amostra de menor tamanho e custo); ou utilizar a maior variabilidade possível[26].

[26] No caso de se estar estimando médias, diferenças ou totais, pode-se usar como variância a diferença entre o maior e o menor valor, a amplitude, dividida por seis (WILD; SEBER, 2004).

179. O fator "z" representa a quantidade de desvios-padrão distantes do ponto médio de uma distribuição normal. Quanto maior o fator "z" maior a área sob a curva normal até “z”. Cada nível de confiança define uma determinada área, e, portanto, um determinado fator "z". Para fins práticos, os fatores “z” para os níveis de confiança mais utilizados são os apresentados na Tabela 3.

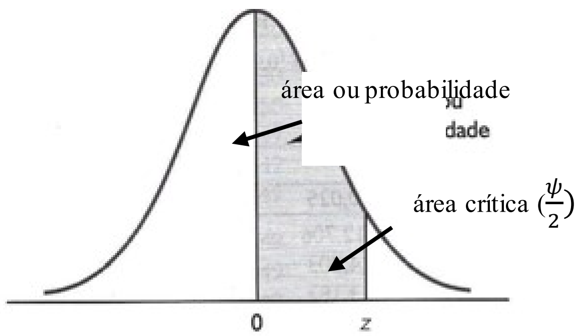
Tabela 3 - Fator “z” relativo aos níveis de confiança mais usuais

Nível de confiança	**z**
90%	1,64
95%	1,96
99%	2,58

Fonte: elaboração própria.

180. Para outros níveis de confiança o fator “z” equivalente é obtido por meio do uso da tabela constante do Anexo A. A utilização da tabela pressupõe a especificação do nível de confiança pretendido. Sabendo-se o nível de confiança, pode-se calcular a área sob a curva correspondente a ele. Na figura abaixo, observe que a área correspondente ao intervalo (0,z) é obtida subtraindo-se a área crítica da metade da área da normal.

Figura 3 – Distribuição normal padrão



Fonte: ANDERSON, SWEENEY; WILLIAMS, 2007. p. 531

181. A área crítica ($\frac{\psi}{2}$) é metade do complemento do nível de confiança (ψ). Ou seja, supondo um nível de confiança de 95%, ou 0,95, teremos:

$$\frac{\psi}{2} = \frac{1-(1-\alpha)}{2} = \frac{1-0{,}95}{2} = 0{,}025$$

– Onde, (“α” representa o nível de significância e “(1 – α)” corresponde ao nível de confiança.

182. Dessa forma, a área que define o fator “z” equivale à metade da área sob a curva normal, menos a área crítica. Como a área sob a curva normal é por definição igual a 1, teremos:

$$\acute{a}rea\ que\ define\ z = 0{,}5 - 0{,}025 = 0{,}475$$

183. Uma vez encontrada a área que define o fator “z”, pode-se encontrar o valor de “z” na Tabela 4.

184. Uma vez localizada a área crítica, no caso 0,4750, a linha da tabela fornece a unidade e a primeira casa decimal do fator "z" e a coluna fornece a segunda casa decimal. Assim, no exemplo em questão, o fator "z" equivale a 1,96. Cabe lembrar que esse é o valor que já havia sido fornecido para o fator "z" para um nível de confiança de 95% na Tabela 3.

Tabela 4 – Áreas de uma distribuição normal padrão

z	0,00	0,01	0,02	0,03	0,04	0,05	0,06	0,07	0,08	0,09
0,0	0,0000	0,0040	0,0080	0,0120	0,0160	0,0199	0,0239	0,0279	0,0319	0,0359
0,1	0,0398	0,0438	0,0478	0,0517	0,0557	0,0596	0,0636	0,0675	0,0714	0,0753
0,2	0,0793	0,0832	0,0871	0,0910	0,0948	0,0987	0,1026	0,1064	0,1103	0,1141
0,3	0,1179	0,1217	0,1255	0,1293	0,1331	0,1368	0,1406	0,1443	0,1480	0,1517
0,4	0,1554	0,1591	0,1628	0,1664	0,1700	0,1736	0,1772	0,1808	0,1844	0,1879
0,5	0,1915	0,1950	0,1985	0,2019	0,2054	0,2088	0,2123	0,2157	0,2190	0,2224
0,6	0,2257	0,2291	0,2324	0,2357	0,2389	0,2422	0,2454	0,2486	0,2517	0,2549
0,7	0,2580	0,2611	0,2642	0,2673	0,2704	0,2734	0,2764	0,2794	0,2823	0,2852
0,8	0,2881	0,2910	0,2939	0,2967	0,2995	0,3023	0,3051	0,3078	0,3106	0,3133
0,9	0,3159	0,3186	0,3212	0,3238	0,3264	0,3289	0,3315	0,3340	0,3365	0,3389
1,0	0,3413	0,3438	0,3461	0,3485	0,3508	0,3531	0,3554	0,3577	0,3599	0,3621
1,1	0,3643	0,3665	0,3686	0,3708	0,3729	0,3749	0,3770	0,3790	0,3810	0,3830
1,2	0,3849	0,3869	0,3888	0,3907	0,3925	0,3944	0,3962	0,3980	0,3997	0,4015
1,3	0,4032	0,4049	0,4066	0,4082	0,4099	0,4115	0,4131	0,4147	0,4162	0,4177
1,4	0,4192	0,4207	0,4222	0,4236	0,4251	0,4265	0,4279	0,4292	0,4306	0,4319
1,5	0,4332	0,4345	0,4357	0,4370	0,4382	0,4394	0,4406	0,4418	0,4429	0,4441
1,6	0,4452	0,4463	0,4474	0,4484	0,4495	0,4505	0,4515	0,4525	0,4535	0,4545
1,7	0,4554	0,4564	0,4573	0,4582	0,4591	0,4599	0,4608	0,4616	0,4625	0,4633
1,8	0,4641	0,4649	0,4656	0,4664	0,4671	0,4678	0,4686	0,4693	0,4699	0,4706
1,9	0,4713	0,4719	0,4726	0,4732	0,4738	0,4744	0,4750	0,4756	0,4761	0,4767
2,0	0,4772	0,4778	0,4783	0,4788	0,4793	0,4798	0,4803	0,4808	0,4812	0,4817
2,1	0,4821	0,4826	0,4830	0,4834	0,4838	0,4842	0,4846	0,4850	0,4854	0,4857
2,2	0,4861	0,4864	0,4868	0,4871	0,4875	0,4878	0,4881	0,4884	0,4887	0,4890
2,3	0,4893	0,4896	0,4898	0,4901	0,4904	0,4906	0,4909	0,4911	0,4913	0,4916
2,4	0,4918	0,4920	0,4922	0,4925	0,4927	0,4929	0,4931	0,4932	0,4934	0,4936

Fonte: ANDERSON, SWEENEY; WILLIAMS, 2007. p. 531

185. É importante observar que, na fórmula para dimensionamento da amostra apresentada acima, o tamanho da amostra não depende do tamanho da população. Contudo, como explicado anteriormente, se a amostra é maior que 5% do tamanho da população, devemos usar um fator de correção para populações finitas, que considera o tamanho da população. Então, a fórmula a ser usada passa a ser a seguinte, sendo que "N" representa o tamanho da população:

$$n = \frac{N.z^2\sigma^2}{(N-1).e^2 + z^2.\sigma^2}$$

3.3.1.2 Dimensionamento da amostra aleatória simples para proporções simples

186. Toda a análise realizada para cálculo do tamanho das amostras também é válida quando se realiza a estimação de **proporções simples**. Contudo, nesse caso precisamos realizar uma pequena mudança nas fórmulas utilizadas, que consiste na substituição da variância populacional pela proporção medida, multiplicada pelo seu complemento até um, "p.(1-p)". Consequentemente, a fórmula vista anteriormente assume a seguinte configuração:

$$n = \frac{z^2.p.(1-p)}{e^2}$$

187. Aqui, também, nos casos concretos o valor da proporção "p" não estará disponível. Assim, como já mencionado, deve-se procurar obter o valor da proporção que se deseja medir a partir de estudos anteriores, se disponíveis, ou estimar a variância a partir de uma amostra piloto.

188. Caso nenhuma das alternativas seja possível, pode-se usar a solução conservadora, que consiste em utilizar a variância máxima, obtida quando metade dos respondentes assume um determinado valor e a outra metade o valor complementar. Nesse caso:

$$p = 0{,}5 \text{ e } p.(1-p) = 0{,}25.$$

189. Da mesma forma que para o cálculo de estimativas para a média, diferenças e totais, também pode ser necessário corrigir o valor final do tamanho da amostra para populações finitas. Nesse caso, a fórmula para cálculo do tamanho da amostra adquire a seguinte configuração:

$$n = \frac{N.z^2 p.(1-p)}{(N-1).e^2 + z^2.p.(1-p)}$$

3.3.1.3 Dimensionamento da amostra aleatória simples para proporções múltiplas

190. As fórmulas apresentadas podem ser aplicadas para calcular o tamanho de amostras para duas proporções. Quando se necessita definir o tamanho de uma amostra em que as respostas comportam mais de duas alternativas, as fórmulas devem ser ajustadas.

191. Esse é o caso quando a população pode ser dividida em mais de dois subgrupos em função dos valores assumidos por determinada variável. Por exemplo, suponha que se deseje saber a opinião dos diretores clínicos dos hospitais sobre determinada medida do Ministério da Saúde, e para isso, elabora-se uma questão que permite que os entrevistados escolham uma entre as seguintes alternativas: "concordo", "concordo parcialmente", "não concordo", ou, ainda, "não conheço a medida". Nesse caso, a variável poderia assumir uma das quatro opções para cada indivíduo da população.

192. Quanto maior o número de alternativas possíveis, maior o tamanho da amostra. Portanto, ao se aumentar o número de categorias, para se obter uma estimação com a mesma margem de erro e intervalo de confiança, será preciso uma amostra maior.

193. A fórmula empregada para calcular mais de duas proporções, realiza-se um ajuste no fator “z”, que passa a ser denominado fator z’ que é o fator z ajustado pela quantidade de categorias utilizadas, representadas por “k”.

194. Assim, a fórmula para se calcular o tamanho da amostra em proporções múltiplas passa a ser:

$$n = \frac{z'^2.\ 0{,}25}{e^2}$$

195. Para calcular “z’ ” é preciso, antes, recalcular a área crítica relativa ao nível de confiança desejado, por meio da seguinte fórmula:

$$\frac{\psi}{2} = \frac{\left[1-(1-\alpha)^{\left(\frac{1}{k-1}\right)}\right]}{2}$$

- Onde: k = número de categorias;
  (1-α) = nível de confiança.

196. A fórmula acima fornece o valor da área crítica. Esse valor deve ser, então, subtraído da área da metade da curva normal, que, como vimos, é 0,5. O valor resultante permite achar o valor de "z' " na tabela constante do Anexo A da mesma forma que a utilizamos para chegar ao fator "z". Por exemplo, para 95% de nível de confiança e supondo k =4, teremos:

$$\frac{\psi}{2} = \frac{\left[1-(1-\alpha)^{\left(\frac{1}{k-1}\right)}\right]}{2} = \frac{\left[1-(0{,}95)^{\left(\frac{1}{4-1}\right)}\right]}{2} = 0{,}00848$$

197. Então, a área que define "z' "será 0,4915 = (0,5 – 0,00848). Pela Tabela 4 essa área corresponde a um fator "z' " de 2,39. É interessante observar que, para o mesmo nível de confiança, 95%, obtivemos um fator "z' " maior que o fator "z" habitual, o que implicará, também, uma amostra maior, uma vez que o tamanho da amostra é diretamente proporcional a "z".

198. Como decorrência disso, ao se utilizar questionário com várias perguntas, o tamanho da amostra deverá ser calculado considerando a questão com maior quantidade de opções de resposta, que é a que exigirá um tamanho de amostra maior.

199. Como nos casos anteriores, a fórmula para o cálculo do tamanho da amostra pode necessitar ser ajustada, considerando o tamanho da população. Nesse caso, a fórmula a ser utilizada é a seguinte:

$$n' = \frac{N.z'^2.0{,}25}{(N-1).e^2 + z'^2.0{,}25}$$

200. Há ainda outra forma possível de se calcular o valor de "z' ", utilizando uma função estatística fornecida pelo aplicativo Microsoft Excel. Trata-se da função "INV.NORMP", que "retorna o inverso da distribuição normal padrão". Para usar essa função, devemos antes calcular a área que define o fator "z'", conforme mostrado anteriormente. Entretanto, nesse caso, precisa-se informar toda a área da curva normal, menos a área crítica. Portanto, diferentemente do procedimento adotado para se utilizar a tabela contendo as áreas da distribuição normal padrão, deve-se subtrair a área crítica de 1 e não de 0,5.

201. Considerando o exemplo anterior, subtraindo-se 0,00848 de 1, obtém-se 0,99152. Nesse caso, no aplicativo Microsoft Excel, deve-se informar: "=INV.NORMALP(0,99152)", que retornará o valor de "z" igual a 2,387.

202. Um último aspecto importante sobre o dimensionamento amostral deve ser considerado. Há casos em que a amostra selecionada é particularmente pequena, com menos de 30 elementos. Nesses casos, o cálculo deve ser ajustado, pois já não se pode usar as propriedades da curva normal com segurança. Alternativamente, e se for possível, pode-se ampliar o tamanho da amostra para que tenha 30 ou mais elementos. Nesse caso, além de se poder usar a distribuição normal, pode-se obter mais precisão na estimativa. Contudo, não sendo possível, ou não se desejando ampliar a amostra, o fator "z", associado à normal deve ser substituído pelo fator "t" associado a outra distribuição, chamada t-Student (MILONE, 2004). Para melhor entendimento dos procedimentos necessários para o cálculo do tamanho de amostras menores do que 30 elementos deve-se consultar o Apêndice A, seção 2.2.

Quadro 3 – Exemplo de dimensionamento do tamanho de amostra para amostragem aleatória simples

Programa de Reabilitação voltado a vítimas de acidentes de trânsito

Vamos, agora, retomar o nosso exemplo (Quadros 1 e 2) e calcular o tamanho das amostras para cada uma das perguntas definidas no questionário de pesquisa.

Como ainda não foi visto como calcular os tamanhos de amostra em caso de estratificação, vamos tratar as respostas dos usuários de cada tipo de clínica como uma população única. Posteriormente, será possível comparar os resultados com os obtidos com a utilização da estratificação.

Dimensionamento da amostra para o item "a" do questionário:

Para estimação de proporção dos pacientes que tiveram de procurar mais de uma clínica para conseguir atendimento (item a do questionário), vamos supor que uma amostra piloto revelou que 30% dos pacientes tiveram de recorrer a mais de uma clínica para conseguir atendimento. A margem de erro definida foi de 5 pontos percentuais, e o nível de confiança de 95%, ou seja, z é 1,96. Assim, utilizando a fórmula para populações finitas, poderemos utilizar a seguinte fórmula para calcular o tamanho da amostra:

$$n = \frac{N.z^2.p.(1-p)}{(N-1).e^2 + z^2.p.(1-p)}$$

$$n = \frac{2057.1{,}96^2.0{,}3 . 0{,}7}{(2057-1).0{,}05^2 + 1{,}96^2.0{,}3 . 0{,}7} = 279{,}05 \cong 280$$

Dimensionamento da amostra para o item "b" do questionário:

Para a estimação do tempo médio de espera (item "b"), vamos supor que a amostra piloto revelou uma variância de 506 dias no prazo médio de atendimento. Vimos que a margem de erro desejada foi de 3 dias. Assim, poderemos utilizar a seguinte fórmula para calcular o tamanho da amostra:

$$\mathrm{n} = \frac{\mathrm{N} . \mathrm{z}^2 . \sigma^2}{(\mathrm{N}-1) . \mathrm{e}^2 + \mathrm{z}^2 . \sigma^2}$$

$$n = \frac{2057.1{,}96^2.506}{(2057-1).3^2 + 1{,}96^2.506} = 195{,}55 \cong 196$$

Dimensionamento da amostra para o item "c" do questionário:

Para calcular o tamanho da amostra necessária para estimar a classificação de atendimento, considerando múltiplas alternativas (item c), temos:

$$n' = \frac{N.z'^2.0{,}25}{(N-1).e^2 + z'^2.0{,}25}$$

Antes, porém, precisamos encontrar o z'. Para obtenção do valor do z', precisamos, inicialmente, calcular o valor da área crítica:

$$\frac{\psi}{2} = \frac{\left[1-(1-\alpha)^{\left(\frac{1}{k-1}\right)}\right]}{2}$$

$$\frac{\psi}{2} = \frac{\left[1-(1-0{,}05)^{\left(\frac{1}{3-1}\right)}\right]}{2} = 0{,}01266$$

Então, o valor da área da curva normal relativa ao nível de confiança será $0,5 - 0,01266 = 0,4874$. Assim, podemos localizar na tabela o valor z' correspondente. Logo z' = 2,24.

Se quisermos utilizar o aplicativo Microsoft Excel, vamos ter de usar a função "INV.NORMALP". Antes, deveremos calcular a área da curva normal, deduzida a área crítica. Desta vez deveremos fazer 1 – 0,01266 = 0,98734. Assim, utilizando a sintaxe INV.NOMP (0,98734) = 2,236485

Uma vez que sabemos o valor de z' podemos calcular n:

$$n = \frac{2057 . 2{,}24^2 . 0{,}25}{(2057 - 1). 0{,}05^2 + 2{,}24^2 . 0{,}25} = 403{,}52 \cong 404$$

Portanto, a maior dimensão obtida para essas três estimações foi de 404 elementos. Como se está utilizando um único questionário para realizar as três estimações, essa quantidade corresponde ao tamanho mínimo da amostra, pois um tamanho menor poderia gerar estimativas estatisticamente significativas para determinada variável, mas insuficiente para as três, consideradas em conjunto.

Fonte: elaboração própria.

3.3.2 Cálculo de tamanho de amostra na amostragem aleatória estratificada

203. Como vimos, na amostragem aleatória estratificada a população é previamente dividida em grupos mutuamente exclusivos, denominados estratos.

204. Na presença de estratificação, quando se deseja calcular o tamanho de uma amostra, uma questão prática que se coloca é a participação de cada estrato no total da amostra. O tamanho final da amostra será a soma dos elementos amostrais de cada estrato. Dito de outra forma, o tamanho da amostra estará distribuído entre os estratos. Então, na amostragem estratificada é preciso definir como essa quantidade será alocada nos diferentes estratos. As seções seguintes descrevem os principais métodos de alocação utilizados.

No que se segue, utilizaremos a letra "n" como notação do tamanho da amostra total e "n_i"o tamanho da amostra de cada estrato, sendo "i" o nome ou o número do estrato.

3.3.2.1 Dimensionamento da amostra aleatória estratificada com alocação proporcional

205. Na alocação proporcional, calcula-se o tamanho da amostra relativa a cada estrato, segundo a proporção da população contida em cada estrato. Em seguida, soma-se os tamanhos das amostras de cada estrato para se chegar ao tamanho total da amostra. Ou seja, o tamanho da amostra de um determinado estrato será diretamente proporcional ao tamanho populacional do mesmo estrato. Assim, pode-se utilizar a fórmula abaixo para realizar a alocação:

$$n_i = n.\frac{N_i}{N}$$

- Onde: n_i = tamanho da amostra no estrato "i", sendo "i" a designação do estrato;
N_i = tamanho da população no estrato "i".

206. Uma vantagem dessa forma de alocação é a simplicidade da fórmula utilizada para distribuir a amostra entre os estratos (*UNITED STATES GENERAL ACCOUNTABILITY OFFICE*, 1992). Entretanto, a utilização desse tipo de alocação não oferece vantagens em termos de aumento de precisão ou de diminuição no tamanho da amostra em relação à amostragem aleatória simples.

3.3.2.2 Dimensionamento da amostra aleatória estratificada com alocação de Neyman

207. O método de alocação de Neyman é utilizado quando se deseja tirar proveito da menor variabilidade interna dos dados em cada estrato. Nesse caso, na definição do tamanho da amostra de cada estrato, além de se priorizar os estratos maiores, são privilegiados, também, aqueles que apresentam maior variância.

208. Inicialmente, o tamanho total da amostra deve ser calculado segundo a seguinte fórmula:

$$n = \frac{(\sum N_i \,.\, \sigma_i)^2}{(N^2 . e^2/Z^2) + \sum N_i \,.\, \sigma_i^2}$$

- Onde: σ_i = desvio padrão no estrado "i";
$\sigma_i{}^2$= variância no estrado "i".

209. Em seguida, realiza-se a alocação pelos estratos, utilizando a fórmula:

$$n_i = n \,.\frac{N_i . \sigma_i}{\sum N_i . \sigma_i}$$

210. A alocação de Neyman possibilita ganhos em termos precisão, possibilitando maior exatidão com o mesmo tamanho de amostra, ou tamanhos de amostra menores, considerando o mesmo nível de precisão.

3.3.2.3 Dimensionamento da amostra aleatória estratificada com alocação baseada em custo

211. Este método de alocação justifica-se quando as diferenças de custos entre regiões para a obtenção dos dados requeridos são significativas. Sua utilização depende do prévio conhecimento do custo operacional por elemento amostral em cada estrato. Nesse caso é possível tratar diferenciadamente estratos em que o custo operacional de observação por elemento seja distinto dos demais.

212. A sistemática dessa forma de alocação implica que sejam tomados mais elementos amostrais dos estratos onde os custos para a obtenção dos dados forem mais baixos, em detrimento dos estratos onde ele seja mais oneroso (OLIVEIRA, 2004).

213. O cálculo do tamanho da amostra geral deve ser realizado primeiro, sendo determinado pela seguinte fórmula:

$$n = \frac{\left(\sum N_i\, \sigma_i/\sqrt{c_i}\right).\left(\sum N_i\, \sigma_i \sqrt{c_i}\right)}{(N^2 e^2/z^2) + \sum N_i . \sigma_i^2}$$

- Onde: c_i = custo de se obter a informação no estrato "i".

214. Uma vez encontrado o tamanho global da amostra, pode-se alocar os elementos amostrais nos diferentes extratos segundo a fórmula abaixo:

$$n_i = n . \frac{N_i \sigma_i/\sqrt{c_i}}{\sum N_i\, \sigma_i/\sqrt{c_i}}$$

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

215. Um possível exemplo de utilização vantajosa desse método de alocação seria a realização de pesquisa com entrevistas domiciliares em determinada localidade, em que parte da população residisse em ambiente urbano e parte em ambiente rural em região ribeirinha, acessível apenas com a utilização de barcos. Nesse caso, essa sistemática de alocação permitiria diminuir a seleção de elementos dos estratos em que a obtenção das informações exigisse o deslocamento por meio de barcos, com custo maior, compensando essa redução com o aumento no tamanho das amostras dos estratos contendo domicílios no ambiente urbano, com menor custo de obtenção.

Quadro 4 - Exemplo de dimensionamento de amostra para amostragem aleatória estratificada

Programa de reabilitação voltado a vítimas de acidentes de trânsito

Agora, já podemos realizar o cálculo de tamanho de amostra utilizando estratificação.

Dimensionamento com alocação proporcional

Inicialmente, calcularemos o tamanho das amostras para os dois estratos considerando o método de alocação proporcional.

Vamos começar realizando este cálculo para a primeira pergunta do questionário de pesquisa (item “a”). Lembremos que a amostra global que havia sido calculada sem estratificação era de 280. No caso da alocação proporcional esse valor da amostra global não se altera. Adicionalmente, o tamanho da população de clínicas públicas (N_1) era de 909, e de clínicas privadas (N_2) era de 1148. Com essas informações podemos calcular o tamanho da amostra de cada estrato:

$$n_i = n.\frac{N_i}{N}$$

Assim,

$$n_1 = 280.\frac{909}{2057} = 123{,}7 \cong 124$$

$$n_2 = 280.\frac{1148}{2057} = 156{,}3 \cong 157$$

Vejamos agora como proceder ao cálculo usando a estratificação para a segunda pergunta do questionário (item “b”). Como na alocação proporcional o que determina o tamanho das amostras dos estrados é a forma como a população se distribui entre os estrados, os tamanhos das amostras dos estrados calculados para o item “b” não serão diferentes em relação aos calculados para o item "a".

Dimensionamento com alocação de Neyman

Vamos realizar o mesmo cálculo utilizando alocação de Neyman. Para tanto, vamos considerar que a amostra piloto aplicada entre os usuário das clínicas públicas revelou que 36,3% já haviam recorrido a outras clínicas em busca de atendimento, enquanto entre os usuários de clínicas privadas esse percentual havia sido de 20,0%. Vamos considerar um nível de confiança de 95% (z = 1,96) e margem de erro de 5 pontos percentuais. Assim, teremos:

- clínicas públicas, estrato 1: N_1 = 909; σ_1^2=0,363 x 0,637 = 0,231; e $\sigma_1 = \sqrt{0{,}231}$ = 0,481
- clínicas privadas, estrato 2: N_2 = 1148; σ_2^2 = 0,2 x 0,8 = 0,16; e $\sigma_1 = \sqrt{0{,}16} = 0{,}4$.

- Então, aplicando a distribuição de Neyman, teremos:

$$n = \frac{(\sum N_i \, . \, \sigma_i)^2}{(N^2 . e^2/z^2) + \sum N_i \, . \, \sigma_i^2}$$

$$n = \frac{[(909 \, . \; 0{,}481) + (1148 \, . \, 0{,}4)\,]^2}{\left(2057^2 \, . \, \frac{0{,}05^2}{1{,}96^2}\right) + (909 \, . \, 0{,}231) + (1148 \, . \, 0{,}16)} = 255{,}33 \; \cong 256$$

Observe que a alocação de Neyman permitiu uma amostra menor que a amostra inicial.

Sabendo o valor do tamanho global da amostra, pode-se alocá-la para os dois estratos:

$$n_1 = n. \frac{N_1 . \sigma_1}{N_1 . \sigma_1 + N_2 . \sigma_2} = 256 \, . \; \frac{909 \, . \, 0{,}481}{909.0{,}481 + 1148 \, . \, 0{,}4} = 124{,}86 \; \cong 125$$

$$n_2 = n. \frac{N_2 . \sigma_2}{N_1 . \sigma_1 + N_2 . \sigma_2} = 256 \, . \; \frac{1148 \, . \, 0{,}4}{909 \, . \, 0{,}481 + 1148 \, . \, 0{,}4} = 131{,}14 \cong 132$$

Vejamos agora como proceder ao cálculo usando a estratificação para a segunda pergunta do questionário (item "b"). Vamos supor que, a partir das amostras piloto, pôde-se estimar a variância para o primeiro estrato como 351 dias e para o segundo estrato de 216 dias. Vamos considerar a margem de erro de 3 dias. Assim, podemos usar a fórmula para a obtenção do tamanho total da amostra e também do tamanho relativo a cada estrato:

$$\mathrm{n} = \frac{\left[\left(909. \; \sqrt{351}\right) + \left(1148. \sqrt{216}\right)\,\right]^2}{\left(2057^2 . \frac{3^2}{1{,}96^2}\right) + (909.351) + (1148.216)} = 110$$

$$n_1 = n. \frac{N_1 . \sigma_1}{N_1 . \sigma_1 + N_2 . \sigma_2} = 110 \, . \; \frac{909 \, . \, 18{,}73}{909 \, . \, 18{,}73 + 1148 \, . \, 14{,}70} = 55{,}24 \cong 56$$

$$n_2 = n. \frac{N_2 . \sigma_2}{N_1 . \sigma_1 + N_2 . \sigma_2} = 110 \, . \frac{1148 \, . \, 14{,}70}{909 \, . \, 18{,}73 + 1148 \, . \, 14{,}70} = 54{,}76 \cong 55$$

Observe que a alocação de Neyman permitiu uma razoável redução do tamanho total da amostra, quando calculada considerando os dados das amostras piloto em relação ao item "b" do questionário. De qualquer forma, como também pretendemos usar a mesma amostra para estimar a respeito do item "a", deveremos usar o maior tamanho da amostra para cada estrado, no nosso caso $n_1 = 125$ e $n_2 = 132$.

É importante salientar que, ao calcular o dimensionamento de uma amostra, deve-se, sempre, arredondar os valores obtidos para cima, de forma a minimizar o risco de obter erros amostrais maiores do que as margens de erro originalmente estabelecidas.

Fonte: elaboração própria.

3.4 Seleção dos elementos amostrais

216. Para obter uma amostra efetivamente representativa, tão importante quanto definir corretamente a dimensão amostral é selecionar adequadamente os elementos amostrais. Uma amostra somente pode ser considerada representativa se for capaz de espelhar a diversidade da população (OLIVEIRA, 2004). Para suportar inferências para a população, a amostra deve ser selecionada de forma verdadeiramente aleatória.

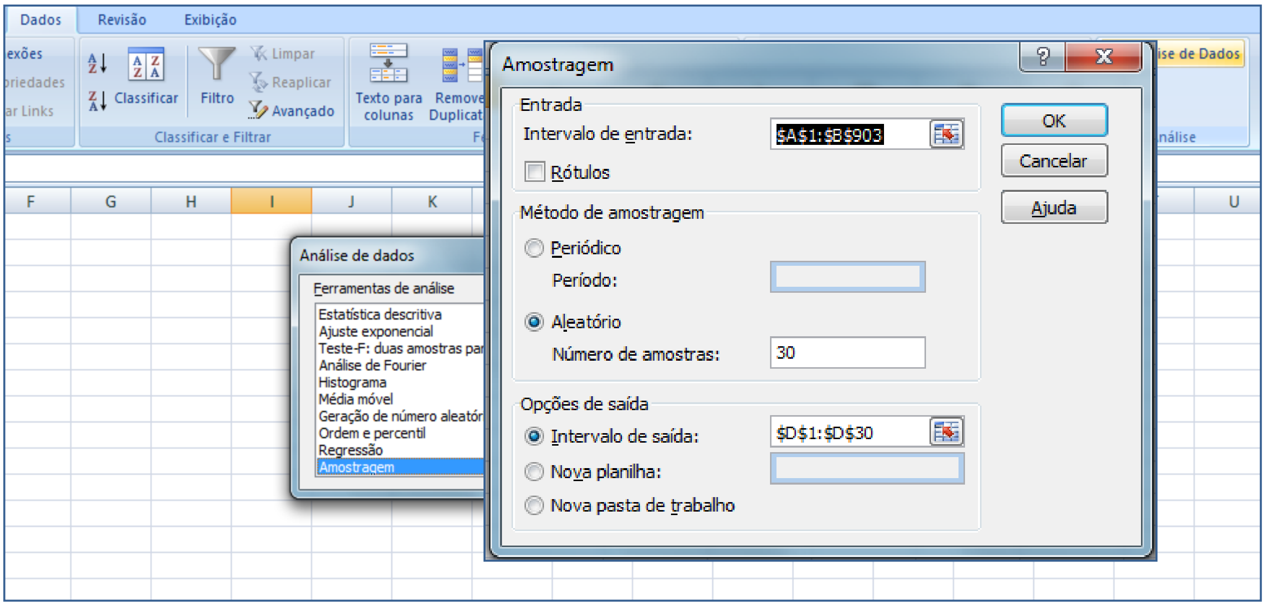
217. A aleatoriedade é a base da teoria probabilística que respalda a realização de inferências populacionais e o cálculo dos níveis de erro e confiabilidade. Funciona como antídoto para vieses conscientes ou inconscientes dos pesquisadores (OLIVEIRA, 2004).

218. Uma amostra aleatória de um conjunto pequeno de unidades pode ser extraída por meio da retirada de nomes ou números de uma urna, sem a possibilidade de saber qual a unidade que está sendo extraída. A questão que se coloca é a de como extrair aleatoriamente os elementos amostrais da população, sobretudo, quando a população é grande.

219. Para assegurar a aleatoriedade pode-se utilizar *softwares* com recursos estatísticos, tabelas com números aleatórios ou conduzir uma seleção sistemática. Na prática, os métodos mais usados são os que fazem uso de softwares, como o Microsoft Excel e a seleção sistemática.

220. O Aplicativo Microsoft Excel possui uma "aba" denominada "Dados". Essa, por sua vez, dispõe de uma área destinada à análise. Acionando o ícone "Análise de Dados" pode-se selecionar a opção "Amostragem", que abrirá um campo que solicitará o preenchimento das informações fundamentais para se obter a amostra, conforme indicado na Figura 4.

Figura 4 – Seleção de amostra por meio da opção disponibilizada pelo aplicativo Microsoft Excel



Fonte: elaboração própria.

221. Para utilizar essa sistemática, uma lista contendo a população deverá estar disposta na planilha Excel em uso e o intervalo contendo os dados deverá ser informado. O operador deverá informar, ainda, a quantidade de elementos a serem selecionados[27] e indicar como o aplicativo deverá disponibilizar os dados da amostra selecionada.

[27] O aplicativo, incorretamente, denomina o campo em que se deverá informar o tamanho da amostra de "número de amostras".

222. Outra alternativa para se selecionar um conjunto de elementos aleatoriamente por meio do aplicativo Microsoft Excel consiste em dispor os dados da população em uma lista e depois associar cada elemento a um número aleatório. Isso pode ser realizado por meio da utilização da função "ALEATÓRIOENTRE". Deve-se criar uma nova coluna no arquivo de dados, a ser preenchida com a função mencionada. Em seguida, procede-se à ordenação dos dados pela coluna dos números aleatórios. Isso deverá embaralhar os dados da população. Por fim, deve-se selecionar os primeiros elementos presentes na lista, até perfazer o tamanho definido para a amostra[28].

223. Outro mecanismo de selecionar os elementos que irão compor a amostra é utilizar a amostragem aleatória sistemática. O procedimento de seleção é fácil de aplicar. Basicamente, consiste em selecionar os elementos amostrais em intervalos pré-definidos pela equipe de auditoria de uma lista ordenada dos elementos populacionais.

224. A definição do intervalo de amostragem deve considerar o tamanho da amostra e da população, de modo que todos os elementos da população tenham possibilidade de serem selecionados. Assim, deve-se utilizar a seguinte fórmula:

$$intervalo = \frac{N}{n}$$

225. Uma vez definido o intervalo, deve-se sortear o primeiro elemento que constará da amostra entre o primeiro da lista ordenada e o elemento com número de ordem igual ao intervalo de amostragem obtido. O elemento seguinte que comporá a amostra deve ter o número de ordem correspondente à posição do primeiro selecionado aleatoriamente, acrescido do intervalo de amostragem e assim sucessivamente.

226. O sorteio do primeiro elemento é importante para garantir a equiprobabilidade dos elementos populacionais (SAMPIERI; COLLADO; LUCIO, 2006). Por exemplo, suponha uma população de 1.200 processos, cuja amostra calculada seja n=30. Assim, o intervalo de amostragem para a seleção sistemática será 40. Em seguida, deve-se sortear aleatoriamente um número entre o primeiro e o quadragésimo.

227. Supondo que o primeiro processo sorteado seja o 9º, então, os processos que comporão a amostra serão:

$$\underbrace{9,\ 49,\ 89, 129, \ldots, 189,\ 129,\ 1169}_{n\,=\,30}$$

[28] Um erro recorrente que costuma dificultar a realização desse tipo de seleção com sucesso, consiste em não fixar os números aleatórios criados (por meio do comando "colar valor"), fazendo com que o aplicativo os recrie sucessivamente.

Quadro 5 - Exemplo de seleção dos elementos amostrais

Programa de reabilitação voltado a vítimas de acidentes de trânsito
Nesse momento, a equipe de auditoria já está apta a realizar o sorteio dos beneficiários a serem pesquisados, em cada um dos dois estratos.
Assim, os nomes dos usuários de cada estrato foram listados em duas planilhas distintas do *software* Microsoft Excel.
Em seguida, foi criada uma nova coluna à esquerda dos nomes, totalmente preenchida com a função "ALEATÓRIOENTRE (1;1000[I])" para cada um. Então, toda a coluna foi copiada e o valor dos números aleatórios gerados foram colados nas mesmas células[II]. Em seguida os registros foram ordenados pelo número aleatório gerado.
Por fim, foram selecionados 125 elementos amostrais usuários das clínicas públicas e 132 elementos amostrais usuários das clínicas privadas, conforme cálculo de dimensionamento das amostras apresentado anteriormente.

Fonte: elaboração própria.

Notas: I - O número final a ser utilizado não deve ser muito pequeno para evitar a repetição. Contudo, independentemente do número final escolhido, sempre existirá o risco de se obter algum número repetido. Quando isso ocorrer no limite que divide os números que serão selecionados e os que não serão selecionados, pode-se necessitar realizar um segundo sorteio para escolher entre os números aleatórios coincidentes.

II – Esse passo é importante, pois quando se mantém a fórmula da função nas células, um novo número aleatório é gerado a cada operação executada na planilha.

3.5 Coleta de dados

228. Uma vez identificados os elementos da amostra, a etapa seguinte é coletar as informações referentes a esses elementos. Há duas formas possíveis de fazê-lo. A primeira é usar dados secundários, coletados por terceiros e posteriormente disponibilizados, como é o caso das bases de dados do IBGE.

229. A outra alternativa consiste na obtenção dos dados diretamente pelos próprios auditores, seja por meio da análise de documentos administrativos ou pela aplicação de questionários de pesquisa. Nesse último caso os dados são chamados de primários. Por exemplo, se uma equipe de auditoria entrevistar beneficiários de uma organização pública para colher suas percepções sobre a qualidade do ambiente de controle, os dados assim obtidos serão ditos primários.

230. Coletar os dados implica aplicar os instrumentos e métodos de coleta definidos e preparados ao final da etapa de planejamento do delineamento amostral. Esses instrumentos podem ser questionários (aplicados via contato pessoal, telefone, postal ou meio eletrônico); roteiros de observação; formulários para registro de pesquisas documentais; ou, ainda, outros documentos de medição específicos, como balanças, fitas métricas ou *kits* laboratoriais.

231. Ao final da coleta de dados, é importante proceder à análise de consistência dos dados coletados. Não é incomum a existência de dados inseridos incorretamente. Por isso, deve-se buscar identificar essas imprecisões e corrigi-las ou excluí-las, conforme o caso. Assim, a equipe deve avaliar os dados, à luz do seu conhecimento acerca do objeto de auditoria, para tentar identificar se a população está completa e se ela não contém itens espúrios. Abaixo são listados problemas cuja presença deve ser investigada ao se proceder à análise dos dados (OLIVEIRA, 2004):

a) indícios de falta de fidedignidade;

b) nível de detalhamento inadequado para os propósitos da pesquisa;

c) valores duplicados indevidamente;

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

d) registros omitidos, nulos, em branco ou incompletos;

e) divergências em relação a outros cadastros disponíveis;

f) concentração injustificada de certos valores;

g) valores fora da faixa normal de variação;

h) valores numéricos em campo textual ou o contrário.

232. Há alguns erros comuns que podem ser cometidos durante a fase de planejamento, mas devem ser evitados. Deve-se evitar substituir elementos amostrais de difícil obtenção por outros, pois isso tende a enviesar os dados coletados (OLIVEIRA, 2004). Supõe-se, a título de exemplo, que se necessite entrevistar um conjunto de residências previamente selecionadas de um determinado bairro. Nesse contexto, seria um erro deixar de coletar dados de alguns domicílios que se localizassem em área de difícil acesso e com pouca segurança, substituindo-os por outros localizados em uma área mais segura. Provavelmente, as respostas obtidas nos dois tipos de domicílios seriam consideravelmente diferentes e toda a validade das conclusões obtidas dessa forma estaria prejudicada.

233. Outro erro a ser evitado consiste em coletar os elementos amostrais em períodos distintos, pois podem ocorrer mudanças entre o período inicial e final de coleta. Supondo-se, por exemplo, que se desejasse coletar a opinião dos professores do nível básico de ensino em um município sobre a estrutura colocada à disposição para o seu trabalho. Supondo, ainda, que a coleta teria se iniciado em um ano e, tendo sido interrompida por alguns meses, retomada no ano seguinte. Durante a interrupção, o panorama poderia ter se alterado. Com isso, sequer haveria segurança de que as respostas fornecidas no início da pesquisa manter-se-iam as mesmas se coletadas após a interrupção. Como resultado, a pesquisa não refletiria bem a opinião dos professores nem no primeiro momento, nem ao seu final e sua validade estaria prejudicada.

234. Outro problema comum que ocorre durante a coleta de dados por meio de pesquisa é a ausência de resposta. A ausência de resposta caracteriza-se como um erro não amostral, que ocorre quando os entrevistados se recusarem a prestar informações; estiverem ausentes; ou incapacitados de comunicar-se; não forem localizados; ou, ainda, deixarem de responder questionários enviados por via postal ou eletrônica (SILVA, 1998).

235. A ausência de resposta pode introduzir viés nas estimativas (COCHRAN, 1977; ISKRRANT *et al*, 1982 *apud* SILVA, 1998), pois a decisão de não responder ou, mais genericamente, o fator determinante para a ausência de resposta pode estar correlacionado com o teor das respostas que seriam fornecidas. Esse problema é conhecido como viés de não resposta.

236. Uma das implicações imediatas do problema da ausência de resposta é a necessidade de se aumentar o tamanho da amostra inicialmente calculada de modo a compensar a quantidade de não respostas prevista pela equipe de auditoria. Essa e outras medidas que podem ser adotadas em função do problema da não resposta são tratados de forma mais completa no Apêndice C.

Quadro 6 - Exemplo de coleta de dados

Programa de reabilitação voltado a vítimas de acidentes de trânsito
Concluída a seleção dos elementos amostrais, cada um dos usuários do programa selecionados recebeu, por *e-mail*, um *link* que lhes possibilitava ter acesso ao questionário da pesquisa[I]. O *e-mail* de encaminhamento ressaltava a importância da participação de todos e trazia explicações sobre os objetivos da pesquisa, bem como informações sobre como os dados fornecidos seriam tratados, assegurando que as respostas individuais de cada respondente não seriam divulgadas. A equipe de auditoria disponibilizou informações de contato para que os beneficiários pudessem tirar possíveis dúvidas diretamente com a coordenação da auditoria[II].   Após o prazo definido pela primeira rodada de envio, dos 257 questionários enviados, apenas 190 haviam sido devolvidos, 100 de beneficiários de clínicas públicas e 90 de beneficiários de clínicas privadas, que correspondem a taxas de resposta de 80% e 68,2% respectivamente.   Em razão disso, a equipe de auditoria realizou uma segunda rodada de envio dentre os respondentes faltantes para tentar obter novas contribuições. Após a segunda rodada, mais 15 usuários de clínicas públicas e 25 de clínicas privadas contribuíram, elevando as taxas de resposta para 92% e 87,1% respectivamente.   Mesmo assim, a quantidade de questionários respondidos não permitiria a realização de inferências sobre a população de beneficiários, como pretendia o objetivo da auditoria. Diante disso, a equipe de auditoria entrou em contato telefônico para sensibilizar os beneficiários que não haviam respondido espontaneamente. Esse contato foi tentado por três vezes, em horários diferentes. Com isso, foi possível obter resposta de todos os integrantes da amostra[III].

Fonte: elaboração própria.

Notas: I - Existem diversos softwares de pesquisa que possibilitam o acesso a questionários de pesquisa por meio de links enviados por correio eletrônico, como o *Lime Survey*, entre outros.

II – Para maiores informações sobre como elaborar mensagens de encaminhamento de pesquisa, consultar o documento técnico Técnicas de Pesquisa (TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO, 2010).

III - As iniciativas descritas no exemplo com o objetivo de diminuir a taxa de não resposta são importantes, contudo, nem sempre é possível solucionar totalmente o problema. Na realidade, quando se realiza pesquisas por meio de questionários, em geral, acaba-se tendo de conviver com certas taxas de não resposta remanescentes. O Apêndice C apresenta as principais alternativas existentes para lidar com esse problema.

3.6 Análise dos dados

237. Tão logo os dados estejam devidamente registrados e armazenados, pode-se iniciar a etapa de análise dos dados. Essa etapa envolve a apuração de estatísticas descritivas da amostra, como a apuração dos valores médios, mínimos e máximos, a realização de estimativas, bem como o cálculo do erro amostral e dos intervalos de confiança correspondentes.

3.6.1 Cálculo de estimativas pontuais

238. O primeiro passo na análise de dados é apurar as estatísticas descritivas obtidas a partir dos dados coletados nas amostras. Nesse processo são apuradas estimativas pontuais para cada uma das variáveis presentes na pesquisa.

239. Estimativas pontuais são obtidas quando fazemos uma única estimativa (um único valor) para um determinado parâmetro populacional (STEVENSON, 1981). São exemplos de estimativas pontuais a média amostral (“$\overline{x}$”) e a proporção amostral (“$\hat{p}$”). Esses valores, apurados a partir das amostras obtidas,

são estimativas pontuais dos parâmetros populacionais. Portanto, a média amostral é uma estimativa da média populacional ("µ"). A proporção amostral, por sua vez, é a estimativa da proporção populacional ("p").

240. Para calcular a média amostral "$\bar{x}$" utilizamos a seguinte fórmula:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i}{n}$$

241. Para calcular a proporção amostral "$\hat{p}$" utilizamos a seguinte fórmula:

$$\hat{p} = \frac{x_p}{n}$$

- Onde: x_p é o número de elementos na amostra com a propriedade p.

242. No caso de uma amostra estratificada, deve-se calcular o valor da estimativa pontual para cada estrato e depois calcular o valor da estimativa pontual geral considerando os pesos de cada estrato em função do seu tamanho. Esses cálculos são realizados por meio das seguintes operações:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^{j} N_i . \bar{x}_i}{N} \quad e \quad \hat{p} = \frac{\sum_{i=1}^{j} N_i . \hat{p}_i}{N}$$

Quadro 7 - Exemplo de cálculo de estimativas pontuais

Programa de reabilitação voltado a vítimas de acidentes de trânsito

Vamos retornar ao nosso exemplo para verificar como podemos apurar as estimativas pontuais para as duas primeiras questões.

Inicialmente, teremos de calcular os resultados para cada estrato.

Para estimação de proporção binária (item a):

Depois de tabulados todos os dados coletados na pesquisa, constatou-se que, no estrato correspondente às clínicas públicas, os respondentes que assinalaram a alternativa "sim" totalizaram 35 e os que assinalaram a alternativa "não" totalizaram 90.

Assim podemos apurar a proporção amostral, conforme segue:

$$\hat{p}_1 = \frac{30}{125} = 24\%$$

Em relação ao estrato que envolve as respostas das clínicas particulares, 39 respondentes assinalaram que "sim", e 111 assinalaram que "não". Assim, teremos:

$$\hat{p}_2 = \frac{39}{150} = 26{,}1\%$$

A estimativa global da proporção será:

$$\hat{p} = \frac{\sum_{i=1}^{j} N_i . \bar{p}_i}{N}$$

$$\hat{p} = \frac{125 \ . \ 0{,}24 + 132 \ . \ 0{,}261}{257} = 25{,}0786\%$$

Para estimação da média (item b):

Vamos supor que os dados coletados revelaram que a média amostral para o estrato 1 foi de 71 dias e de 53 para o estrato 2. Assim, a média global será:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^{j} N_i . \bar{x}_i}{N}$$

$$\bar{x} = \frac{125 \ . \ 71 \ + 132 \ . 53}{257} = 61{,}75 \ dias$$

Por se tratar de um trabalho amostral, a equipe de auditoria ainda precisará calcular o nível de erro e os intervalos de confiança associados às estimativas encontradas. Isso será visto no Quadro 8.

Fonte: elaboração própria.

3.6.2 Cálculo de estimativas intervalares

243. É importante observar que os valores das estimativas pontuais apurados podem não representar exatamente os verdadeiros parâmetros do universo pesquisado. De fato, como já visto, o processo de amostragem probabilística implica a existência de um erro amostral, que é a diferença máxima existente entre a estimativa pontual, gerada a partir da amostra, e o verdadeiro parâmetro populacional, considerando um determinado nível de confiança.

244. Portanto, para que se possa apurar adequadamente em que faixa de valores deve-se encontrar o verdadeiro parâmetro populacional que se busca estimar, é necessário medir esse erro máximo admitido na estimação. A partir dessa medição, a estimativa pontual deve ser adicionada e subtraída com esse valor, o erro amostral, obtendo-se, assim, uma estimativa intervalar, o intervalo de confiança.

245. Para podermos apurar o intervalo de confiança devemos calcular previamente o erro amostral. Como visto, o erro amostral é obtido pela multiplicação do erro padrão das distribuições amostrais pelo fator "z", que corresponde ao número de desvios associado a cada nível de confiança (STEVENSON, 1981,). Assim:

$$e = z . \sigma_{\bar{x}}$$

246. O erro padrão das distribuições amostrais ($\sigma_{\bar{x}}$), por sua vez, é função do desvio padrão populacional (σ_x) e do tamanho da amostra:

$$\sigma_{\bar{x}} = \frac{\sigma_x}{\sqrt{n}}$$

247. Portanto,

$$e = z.\frac{\sigma_x}{\sqrt{n}}$$

248. Pode-se ver que quando se aumenta nível de confiança e consequentemente o fator "z", o erro amostral também aumenta. Em oposição, tamanhos de amostra maiores (aumento de "n") produzem um erro amostral menor. Quando se aumenta o tamanho da amostra indefinidamente até um valor próximo do tamanho da população o erro amostral se aproxima de zero.

249. Outro aspecto que deve ser considerado é o tamanho relativo da população. Como informado anteriormente, em se tratando de populações finitas em que a amostra constitui mais de 5% da população, devemos usar um fator de correção (STEVENSON, 1981). Assim, a fórmula para o cálculo de "e", será:

$$e = z.\frac{\sigma_x}{\sqrt{n}} \cdot \sqrt{\frac{N-n}{N-1}}$$

250. Quando não se conhece o desvio padrão populacional ("σ_x"), o que, na prática, ocorre na maioria dos casos, uma alternativa é substituir o desvio padrão da população pelo desvio padrão amostral ("s_x"). Com frequência, o desvio padrão amostral é a melhor aproximação que se tem do desvio padrão populacional[29].

251. Os procedimentos adotados quando se realiza estimativa de proporções populacionais são semelhantes aos empregados quando se calcula a estimativa das médias. Também se busca obter um intervalo de confiança cujo centro é a estimativa pontual do parâmetro proporcional, ou seja, a proporção medida na amostra. A única diferença na fórmula adotada para a estimação de médias é o desvio-padrão populacional, que nesse caso, é dado pela raiz quadrada da proporção populacional pelo seu complemento ($\sqrt{p.(1-p)}$). Assim, o erro máximo de estimação será:

$$e = z.\sqrt{\frac{p.(1-p)}{n}}$$

252. Nesse caso, a fórmula requer a informação da proporção real da população ("p"). Entretanto, na prática, o que normalmente se têm disponível é apenas o valor da proporção obtida da amostra ("$\hat{p}$") e a melhor aproximação do desvio-padrão populacional é dada pela raiz quadrada da proporção amostral pelo seu complemento ($\sqrt{\hat{p}.(1-\hat{p})}$).

[29] Utilize o fator "t" para o cálculo do dimensionamento amostral sempre que o desvio for desconhecido (MILONE, 2004). A utilização da distribuição t pode ser substituída pela Normal quando o tamanho da amostra for igual ou maior que 120, pois para esses tamanhos de amostra, as distribuições normal e t-Student são equivalentes (TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO, 2002). Como praticamente todos os softwares de estatística e as planilhas eletrônicas dispõem de funções que fornecem o fator "t", não há razão para não o usar, dispensando a aproximação para a distribuição Normal. Isso evita usar aproximações que podem se acumular e aumentar a imprecisão do resultado final. A forma de se utilizar o fator "t" está descrita no Apêndice A, seção 2.2.

253. Quando se utiliza proporções populacionais também se faz necessário corrigir o valor do desvio padrão amostral para populações finitas, em que a amostra constitui mais de 5% da população. Nesse caso teremos a seguinte fórmula para o erro máximo de estimação:

$$e = z.\sqrt{\frac{p.(1-p)}{n}}.\sqrt{\frac{N-n}{N-1}}$$

254. Uma vez calculados os erros, podemos calcular os intervalos de confiança. Teremos então:

$$IC_{médias} = \left[\bar{x} - z.\frac{\sigma_x}{\sqrt{n}}\ ;\ \bar{x} + z.\frac{\sigma_x}{\sqrt{n}}\right]$$

$$IC_{proporções} = \left[\hat{p} - z.\sqrt{\frac{p.(1-p)}{n}}\ ;\ \hat{p} + z.\sqrt{\frac{p.(1-p)}{n}}\right]$$

255. E para populações finitas em que a amostra constitui mais de 5% da população:

$$IC_{médias} = \left[\bar{x} - z.\frac{\sigma_x}{\sqrt{n}}.\sqrt{\frac{N-n}{N-1}}\ ;\ \bar{x} + z.\frac{\sigma_x}{\sqrt{n}}.\sqrt{\frac{N-n}{N-1}}\right]$$

$$IC_{proporções} = \left[\hat{p} - z.\sqrt{\frac{p.(1-p)}{n}}.\sqrt{\frac{N-n}{N-1}};\ \hat{p} + z.\sqrt{\frac{p.(1-p)}{n}}.\sqrt{\frac{N-n}{N-1}}\right]$$

256. Para o caso de não se conhecer o desvio padrão populacional ("σ_x"), podemos substituir o desvio padrão da população pelo desvio padrão amostral ("s_x") e passar a usar a distribuição t-Student no lugar da Normal, o que significa substituir "z" por "t" nas fórmulas acima[30].

257. Para exemplificar, considere uma amostra de tamanho 121, extraída de uma população de 2.500 elementos, com desvio padrão amostral igual a 2 e média igual 35,6. Qual seria a estimativa intervalar que a média pode assumir com grau de confiança de 90%? O primeiro passo é obter o fator "t". Para esse nível de confiança e grau de liberdade 120, sabe-se que "t"[31] = 1,664. Como o tamanho da amostra é menor do que 5% do tamanho da população, não é necessário corrigir a fórmula para populações finitas. Com esses dados, pode-se calcular o intervalo de confiança da média da seguinte forma:

$$IC = \left[35{,}6 - 1{,}66.\frac{2}{\sqrt{121}}\ ;\ 35{,}6 + 1{,}66.\frac{2}{\sqrt{121}}\right]$$

$$IC = [35{,}298; 35{,}902]$$

[30] Ver nota 29 acima.

[31] Para obter o valor de t no Excel, use =INVT(0,1; 120)

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

258. No caso de amostras estratificadas, após a realização das estimativas pontuais, deve-se obter a variância dos estimadores de cada estrato para, então, calcular a variância global. Uma vez obtida a variância global, pode-se obter o desvio padrão global amostral, e daí pode-se calcular o erro amostral global.

$$Var\ (\bar{x}_i) = \frac{{\sigma_i}^2}{n_i} . \left(\frac{N_i - n_i}{N_i - 1}\right) \quad ou \quad Var\ (\hat{p}_i) = \frac{p_i.(1-p_i)}{n_i} . \left(\frac{N_i - n_i}{N_i - 1}\right)$$

259. A partir daí, calcula-se a variância total por meio das seguintes fórmulas:

$$Var\ (\bar{x}) = \frac{1}{N^2} . ({N_1}^2 . Var(\bar{x}_1) + \ ... + \ {N_j}^2 . Var(\bar{x}_j))\text{ , para média, e}$$

$$Var\ (p) = \frac{1}{N^2} . ({N_1}^2 . Var(p_1) + \ ... + \ {N_j}^2 . Var(p_j))\text{, para proporção.}$$

260. Uma vez calculada a variância global do estimador, pode-se calcular o erro amostral, uma vez que:

$$e = z.\sqrt{Var\ (\bar{x})}\text{ , para médias e}$$

$$e = z.\sqrt{Var\ (p)}\text{, para proporções.}$$

261. Os intervalos de confiança podem ser, então, obtidos, utilizando-se as mesmas fórmulas utilizadas para a amostragem aleatória simples.

262. Uma questão importante a ser observada é que, sempre que se estiver lidando com amostras pequenas, com menos de trinta elementos, já não será possível realizar as inferências utilizando o fator "z". Deve-se usar o fator "t", da distribuição t-Student em todas as fórmulas. Nesses casos, teremos a seguinte fórmula para os intervalos de confiança:

$$IC_{médias} = \left[\bar{x} - t.\frac{\sigma_x}{\sqrt{n}}.\sqrt{\frac{N-n}{N-1}}\ ;\ \bar{x} + t.\frac{\sigma_x}{\sqrt{n}}.\sqrt{\frac{N-n}{N-1}}\right]$$

$$IC_{proporções} = \left[\hat{p} - t.\sqrt{\frac{p.(1-p)}{n}}.\sqrt{\frac{N-n}{N-1}};\ \hat{p} + t.\sqrt{\frac{p.(1-p)}{n}}.\sqrt{\frac{N-n}{N-1}}\right]$$

Quadro 8 – Exemplo de cálculo de intervalos de confiança

Programa de reabilitação voltado a vítimas de acidentes de trânsito
Por se tratar de um trabalho amostral, a equipe de auditoria precisa calcular o erro padrão associado aos estimadores encontrados. Somente assim será possível calcular os erros amostrais e os intervalos de confiança associados a cada uma das estimativas pontuais calculadas anteriormente. É importante lembrar que o nível de confiança adotado pela equipe de auditoria foi de 95%. Por se utilizar amostragem aleatória estratificada, a equipe precisará estimar a variância dos estimadores de ambos os estratos, para depois calcular a variância do estimador global.

Estimação da variável relacionada à primeira pergunta do questionário (item a)

Vimos que no estrato correspondente às clínicas públicas 28% assinalaram "sim" e no estrato correspondente às clínicas privadas este percentual foi de 26,1%. Assim, podemos apurar a variância desses estratos conforme abaixo:

Para as clínicas públicas[I]:

$$Var\ (p_1) = \frac{p_1.(1-p_1)}{n_1}.\left(\frac{N_1 - n_1}{N_1 - 1}\right) = \frac{0{,}24\ .\ 0{,}76}{125}\ .\left(\frac{909 - 125}{909 - 1}\right) = 0{,}00126$$

Para as clínicas privadas:

$$Var\ (p_2) = \frac{p_2.(1-p_2)}{n_2}.\left(\frac{N_2 - n_2}{N_2 - 1}\right) = \frac{0{,}261\ .\ 0{,}739}{132}\ .\left(\frac{1148 - 132}{1148 - 1}\right) = 0{,}001294$$

Assim, podemos obter a variância global:

$$Var\ (p) = \frac{1}{N^2}.\left({N_1}^2.Var(p_1) + {N_2}^2.Var(p_2)\right) = \frac{1}{2057^2}.(909^2.0{,}00126 + 1148^2.0{,}001294)$$

$$= 0{,}000649$$

Uma vez calculada a variância, podemos calcular o erro amostral:

$$\mathrm{e} = \mathrm{z}.\sqrt{Var\ (p)} = 1{,}96\ .\sqrt{0{,}000649} = 0{,}049939 = 4{,}99 \text{ pontos percentuais}$$

Como a estimativa pontual calculada anteriormente era de 27,02%, o Intervalo de Confiança global será?

$$\mathrm{IC}^{32} = [22{,}03;\ 32{,}01]$$

É interessante notar que o erro amostral de 4,99 pontos percentuais ficou dentro da margem de erro originalmente definida de 5 pontos percentuais.

Estimação da variável relacionada à segunda pergunta do questionário (item b):

Havíamos visto que, na amostra piloto, a variância do primeiro estrato, referente às clínicas públicas era de 351 dias e do segundo estrato, referente às clínicas privadas era de 216 dias. Esse parâmetro, obtido a partir das amostras, foi de 315,5 dias para o primeiro estrato e 215 dias para o segundo estrato. Assim já podemos calcular o valor global da variância:

Para as clínicas públicas[II]:

$$Var\ (\bar{x}_1) = \frac{{\sigma_1}^2}{n_1}.\left(\frac{N_1 - n_1}{N_1 - 1}\right) = \frac{315{,}5}{125}.\left(\frac{909 - 125}{909 - 1}\right) = 2{,}177$$

Para as clínicas privadas teremos:

$$Var\ (\bar{x}_2) = \frac{{\sigma_2}^2}{n_1}.\left(\frac{N_2 - n_2}{N_2 - 1}\right) = \frac{215}{132}.\left(\frac{1148 - 132}{1148 - 1}\right) = 1{,}443$$

[32] Foi usada aproximação para a distribuição Normal uma vez que o tamanho das amostras para os estratos era maior que 120 (ver nota 29 acima).

Assim, podemos obter a variância global:

$$\text{Var}\ (\bar{x}) = \frac{1}{\text{N}^2}\,.\left(\text{N}_1{}^2.\text{Var}(\bar{x}_1) + \text{N}_2{}^2.\text{Var}(\bar{x}_2)\right) = \frac{1}{2057^2}\,.(909^2.2{,}177 + 1148^2.1{,}443) = 0{,}874576$$

Uma vez calculada a variância, podemos calcular o erro amostral:

$$\text{e} = \text{z}.\sqrt{Var\ (\bar{x})} = 1{,}96\,.\sqrt{0{,}778} = 1{,}83$$

Novamente, o erro amostral de 1,83 dias ficou dentro da margem de erro originalmente definida de 3 dias.

Como a estimativa pontual calculada anteriormente era de 61,75 dias, o Intervalo de Confiança global será:

$$\text{IC} = [59{,}92;\ 63{,}58]$$

Fonte: elaboração própria.

Notas: I – É importante notar que, na verdade, este cálculo, assim como o seguinte, utilizou o valor da proporção amostral obtida (“$\hat{p}$") e não da proporção populacional (“p”).
II – Neste caso, na prática, foi utilizado o desvio padrão amostral (“s”) em lugar do desvio padrão populacional (“σ”).

3.7 Relato das operações desenvolvidas e dos resultados apurados

263. A última etapa de um levantamento amostral consiste no relato do trabalho desenvolvido. De nada adianta executar com excelência todas as etapas previstas para o levantamento amostral se, ao final, o relatório de auditoria não for capaz de comunicar os resultados e limitações de forma clara e precisa.

264. Segundo a ISSAI 100/31, os usuários previstos dos relatórios de auditoria desejam ter segurança sobre a confiabilidade das informações disponibilizadas, que são utilizadas como base para a tomada de decisões. Nesse sentido, as normas de auditoria do TCU estabelecem que os relatórios devem ser claros ao descrever os procedimentos de seleção de unidades de fiscalização, bem como declarar a abrangência e a precisão das conclusões do trabalho (NAT 134). Ou seja, os relatórios devem descrever se foi utilizado ou não algum procedimento de amostragem e se ele foi estatístico ou não, pois isso permite ao leitor saber qual o nível de precisão das conclusões e se é possível a generalização dos resultados obtidos (NAT 159.1). Isso é indispensável para que se possa fornecer confiança ao leitor acerca das informações produzidas e propiciar um nível adequado de asseguração aos relatórios de auditoria.

265. Adicionalmente, o artigo 60, dos Padrões de Auditoria de Conformidade torna obrigatório juntar ao processo a “relação de atos, contratos ou processos incluídos na amostra auditada” (TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO, 2009, p.17).

266. A descrição dos resultados deve ser suficiente para que o leitor possa avaliar as limitações da metodologia empregada e dos dados coletados (HENRY, 1990). Nesse sentido, a equipe de auditoria deve procurar reportar informações sobre um conjunto de questões chave, como o tamanho das amostras, a metodologia de seleção utilizada, as estimativas obtidas, bem como o nível de precisão e os intervalos de confiança das estimativas geradas (*NATIONAL AUDIT OFFICE* [2001?]). Recomenda-se, ainda, informar como foi estimada a variabilidade populacional e se foi realizado teste piloto (OLIVEIRA, 2004)

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

267. Na descrição da população alvo, convém esclarecer como esta foi delineada, ou seja, o que definiu a fronteira dessa população. Da mesma forma, deve-se indicar a fonte de onde se obteve o arquivo com os elementos populacionais. Também é importante explicitar alguma inconsistência ou falha nas informações contidas no quadro populacional.

268. Em relação ao tipo de amostragem, deve-se informar se foi utilizada uma amostragem probabilística, ou não probabilística, ou, ainda, um censo. Em se tratando de uma amostra probabilística, é importante especificar se utilizou-se a amostragem aleatória simples, amostragem aleatória estratificada, ou algum outro desenho amostral. No caso da amostragem estratificada, deve-se especificar os estratos claramente.

269. Com relação à seleção dos dados, deve-se informar como foram obtidos, de modo a deixar claro se foram utilizados procedimentos aleatórios. É importante informar, ainda, em que data os dados foram obtidos, como foram coletados, se por pesquisa eletrônica, telefônica ou de campo, ou por consulta a dados secundários etc. Deve-se explicitar a ocorrência de qualquer situação que possa ter afetado a qualidade dos dados. Em especial, deve-se reportar em relação à taxa de não resposta, se houve, que nível atingiu e se foi utilizado algum mecanismo mitigador antes e durante a coleta (*UNITED STATES*, 2001).

270. Por fim, é importante fornecer os resultados, acompanhados das memórias de cálculo correspondentes. Deve-se deixar clara a estimativa pontual para cada variável analisada, o intervalo de confiança, e o nível de confiança empregado. Qualquer limitação importante dos resultados deve ser informada, de modo que o resultado seja claro e inequívoco.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

Apêndice A - Distribuições de frequências e distribuições de probabilidade

1 . Distribuições de Frequência

1. Distribuição de frequência é uma forma de organizar um conjunto de dados em grupos ou classes. A distribuição de frequências divide os dados e apresenta o número de observações em cada classe. Ao se dividir o número de observações de classe pelo número total de observações, obtém-se a distribuição de frequências relativa (SALVATORE; REAGLE, 2001).

2. Supondo-se que fosse necessário apresentar as notas de uma prova a que se submeteram quarenta alunos, poder-se-ia apresentá-los conforme consta da Tabela a seguir:

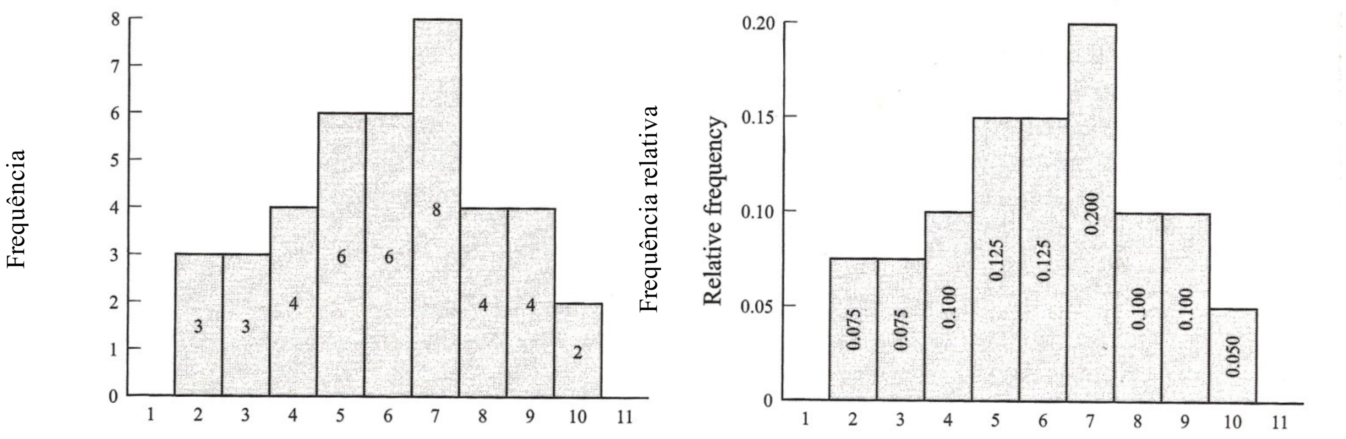
Tabela 5 – Distribuição de frequência de notas

Classes de notas	Ponto médio da classe	Frequência absoluta	Frequência relativa
1,5 – 2,4	2	3	0,075
2,5 – 3,4	3	3	0,075
3,5 – 4,4	4	5	0,125
4,5 – 5,4	5	5	0,125
5,5 – 6,4	6	6	0,150
6,5 – 7,4	7	8	0,200
7,5 – 8,4	8	4	0,100
8,5 – 9,4	9	4	0,100
9,5 – 10,4	10	2	0,050
Total	-	40	1,000

Fonte: Salvatore; Reagle, 2001, p.17.

3. Uma forma usual de se representar as distribuições de frequência é por meio de um histograma. Um histograma é em um gráfico de barras em que as classes são representadas ao longo do eixo horizontal, constituindo-se na base das barras e as frequências ao longo do eixo vertical, representadas por meio da altura das barras.

Figura 5 – Exemplos de histogramas com frequência absoluta e frequência relativa



Fonte: Salvatore; Reagle, 2001, p.17.

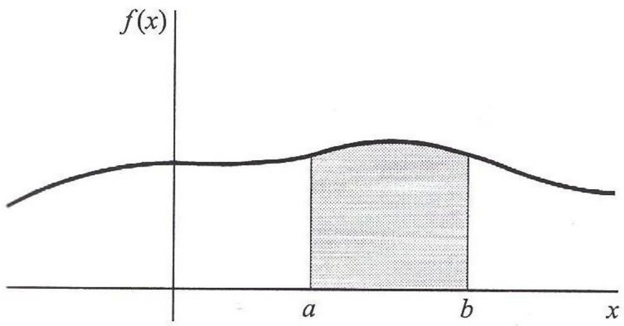
4. Quando o número de dados aumenta indefinidamente e os intervalos das classes são diminuídos, tendendo a zero, o histrograma de uma distribuição de freqüências assume a forma de curva, conhecida por distribuição de probabilidades.

2. Distribuições de probabilidade

5. O conjunto de todos os possíveis valores que podem ser assumidos por uma variável aleatória, juntamente com suas probabilidades associadas, é chamado distribuição de probabilidades. O somatório de todas as probabilidades totaliza sempre um. As distribuições de probabilidade podem ser discretas ou contínuas. As distribuições discretas de probabilidade estão associadas a variáveis aleatórias discretas, que somente podem assumir valores inteiros e finitos. As distribuições contínuas de probabilidade, por sua vez, estão associadas a variáveis aleatórias contínuas, que podem assumir um número infinito de valores dentro de um determinado intervalo (SALVATORE; REAGLE, 2001).

6. Pode-se representar graficamente uma distribuição de probabilidades de forma que a probabilidade de que a variável aleatória analisada assuma certo conjunto de valores corresponda a certa área sob uma curva desenhada sobre uma reta horizontal, o eixo das abscissas.

Figura 6 - Curva com distribuição de probabilidades qualquer



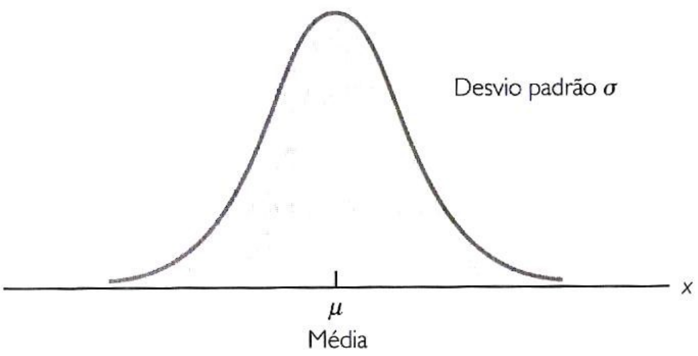
Fonte: SPIEGEL, M.; SCHILLER, J.; SRINIVASAN, R., 2004. p. 51.

2.1 Distribuição Normal

7. A distribuição normal[33] é a mais importante das distribuições probabilísticas, pois, no mundo real, na natureza, os resultados de medições de vários fenômenos ocorrem segundo o padrão da curva normal. Podemos citar como exemplo, a estatura das pessoas, com prevalência de estatura mediana; o quociente de inteligência (QI) de alunos, com escores médios mais frequentes; notas de exames de alunos; índices pluviométricos, entre outros. Em função disso, é amplamente utilizada na estatística e em especial na amostragem probabilística, na medida em que se pode fazer uso de leis probabilísticas associadas à curva normal para realizar previsões sobre prováveis resultados obtidos por meio da amostragem (ANDERSON; SWEENEY; WILLIAMS, 2007).

8. A distribuição normal desenvolve-se como uma curva simétrica e em forma de sino. É unimodal, pois possui um único ponto de frequência máximo, que se situa no meio da distribuição, onde a média, a mediana e a moda coincidem. Os extremos, ou caudas tendem ao infinito em ambas as direções e, teoricamente, não tocam o eixo horizontal.

Figura 7 – Curva normal



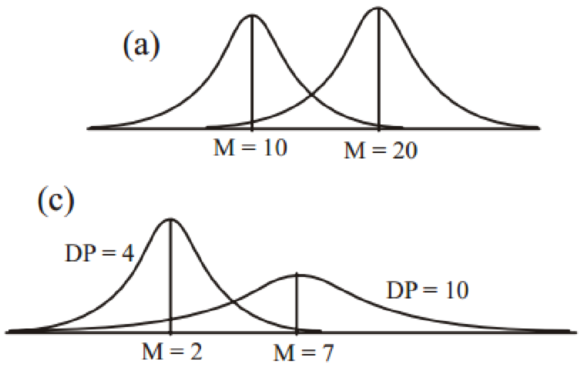
Fonte: ANDERSON, D. R; SWEENEY D. J.; WILLIAMS T., 2007, p. 211.

9. Uma característica importante da distribuição normal é que ela pode ser definida por apenas dois parâmetros: a média e o desvio padrão. Ou seja, diferentes médias e desvios-padrões originam curvas normais distintas, como se pode visualizar nos exemplos abaixo onde há amostras provenientes de distribuições com média e desvios-padrões distintos.

---

[33] A curva normal foi definida primeiramente em 1733 pelo matemático francês exilado na Inglaterra, Abraham de Moivre. Moivre deu sequência aos trabalhos dos matemáticos suíços, Nicolaus e Jacob Bernoulli, este responsável pelo enunciado da Lei dos Grandes Números. O Marquês de Laplace utilizou a normal, em 1793, para descrever a distribuição de erros. Sua maior contribuição foi o Teorema Central do Limite, uma generalização do teorema do Limite de Moivre. Carl Friedrich Gauss, chegou à curva normal de forma independente em 1809 (MEMÓRIA, 2004).

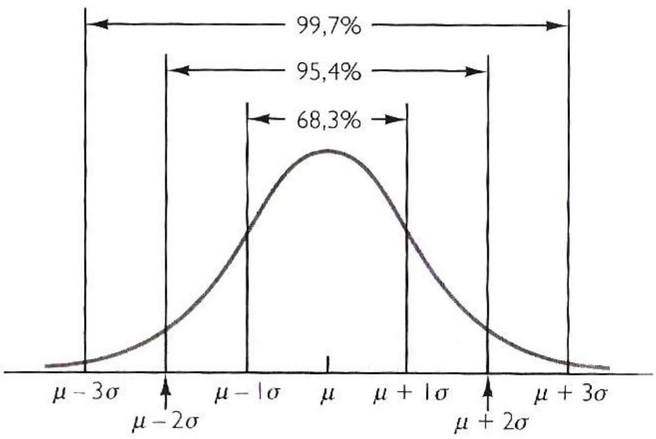
Figura 8 – Curva normal com diferentes médias e desvios-padrão



Fonte: PASQUALI, L., 2007, p. 74.

10. Uma consequência importante dessa característica das distribuições normais é que a área sob a curva entre um ponto qualquer e a média é função somente do número de desvios padrão que esse ponto está distante. Independentemente da média e do tamanho do desvio padrão, as curvas normais comportam-se de tal forma que, 68,3% de sua área está contida a um desvio-padrão para a esquerda e para a direita do ponto central; 95,4% está contida a dois desvios-padrão; e 99,7% a 3 desvios.

Figura 9 – Áreas sob uma curva normal qualquer



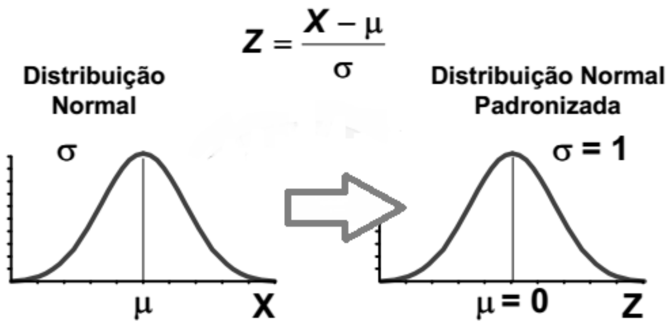
Fonte: ANDERSON, D. R; SWEENEY D. J.; WILLIAMS T., 2007 p. 212.

11. É por isso que qualquer distribuição normal, com qualquer combinação de média e desvio-padrão, pode ser transformada numa distribuição normal padronizada. A distribuição normal padronizada possui média igual a zero e desvio-padrão igual a um. A padronização se dá por meio da seguinte fórmula:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}$$

- Onde: x é uma valor arbitrário qualquer,
  μ é a média da curva em termos reais,
  σ é o desvio padrão,

Figura 10 – Padronização da Distribuição Normal



Fonte: McGill, 1997 *apud* TCU, 2003, p. 37.

12. Por exemplo, se uma determinada distribuição normal possui média 50 e desvio-padrão 25, o valor do fator "z" poderá ser obtido por meio da fórmula abaixo:

$$z = \frac{100 - 50}{25} = 2$$

13. Esse resultado significa que um determinado ponto no eixo “x”, com valor 100 está a dois desvios-padrão (dois incrementos de 25 unidades) acima da média 50.

14. Dessa forma, o cálculo da probabilidade de que a variável de interesse assuma determinados valores, cujo percentual corresponde à área sob a curva normal pode ser realizado através de uma distribuição normal padronizada, onde o elemento determinante o fator "z".

15. A distribuição normal pode ser representada por uma equação matemática, dada por:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{\frac{1}{2}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2}$$

Onde: π = 3,14159

e = 2,71828

x = variável aleatória

μ = média

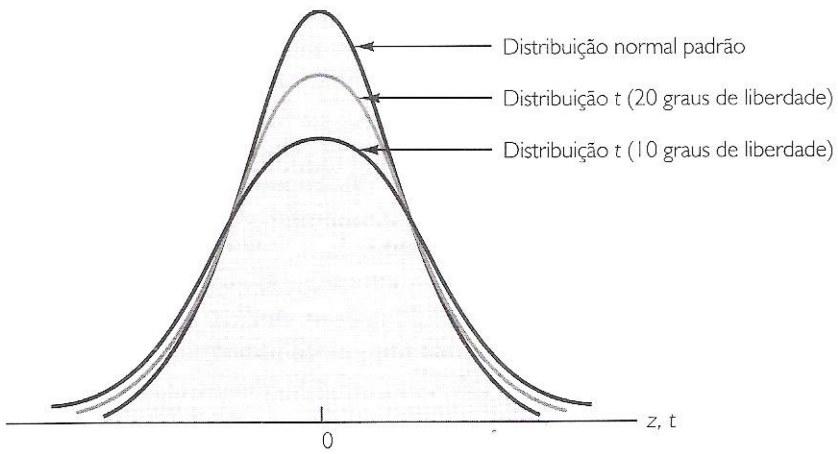
σ = desvio-padrão

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

2.2 Distribuição t-Student

16. O primeiro aspecto importante sobre a distribuição t-Student[34], ou t de Student, é que ela é muito semelhante à distribuição normal. Também é simétrica e possui a forma de sino. A principal diferença entre a distribuição normal e a t-Student é que esta tem área maior nas extremidades, nas caudas. Veja a comparação entre a normal e a t-Student abaixo:

Figura 11 – Distribuições t-Student comparadas à distribuição normal padrão



Fonte: ANDERSON, D. R; SWEENEY D. J.; WILLIAMS T., 2007 p. 278.

17. Existe um valor de "t" para cada tamanho de amostra, sendo que à medida que a amostra "n" cresce, a distribuição t-Student aproxima-se da distribuição normal. Por isso, para tamanhos de amostra maiores do que 120 é indiferente utilizar o fator "z" ou o fator "t" (TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO, 2002).

18. A razão para isso é que a forma da distribuição t-Student depende, ainda, de outro parâmetro, denominado grau de liberdade. A quantidade de graus de liberdade é determinada pelo tamanho da amostra. Por exemplo, se o tamanho da amostra é 40, teremos 39 graus de liberdade. Ou seja, simplificadamente, o número de graus de liberdade (GL) é:

$$GL = n - 1$$

19. Sabendo-se a quantidade de graus de liberdade e o nível de confiança desejado, pode-se utilizar a tabela que possibilita a obtenção do fator "t", de forma bem similar a utilização da tabela que fornece os valores do fator "z" (*vide* Anexo B). Para isso, procura-se a intersecção da coluna referente ao valor relativo ao nível de confiança com a linha relativa ao número de graus de liberdade. Também é possível obter o fator "t" por meio do aplicativo Microsoft Excel, utilizando a função "INVT".

[34] Student era o pseudônimo de William Sealy Gosset. Em 1906, Gosset obteve licença da Cervejaria Guinnes, de Dublin, onde trabalhava, para estagiar no *University College,* em Londres. A Cervejaria não permitia que seus técnicos usassem seus próprios nomes em publicações (MEMÓRIA, 2004). Student publicou um artigo em 1908, que é considerado o marco inicial do estudo de pequenas amostras (FERREIRA, D. H. L.; PENEREIRO, J. C.; JACOBINI, O. R., 2012), em que concluiu que para tamanhos de amostra pequenos, o desvio-padrão amostral está sujeito a um erro de amostragem maior.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

20. Assim, supondo-se uma amostra de 25 elementos, extraídos de uma população que totaliza 2000, cuja média amostral é 150 e desvio padrão igual a 10 (nível de confiança de 90%), teremos:

- número de graus de liberdade é: GL = n-1 = 25-1 = 24.

- nível de significância (1 - 0,9, correspondente ao nível de confiança) = 0,1.

21. Conhecendo o número de graus de liberdade e o nível de confiança desejado, pode-se encontrar o valor do fator “t” na tabela constante do Apêndice B, neste caso igual a 1,7109. Para utilizar o comando no aplicativo Microsoft Excel, deve-se informar a probabilidade e a quantidade de graus de liberdade, conforme segue: =INVT(0,1;24). O Sistema retornará 1,710882, Assim, o intervalo de confiança será:

$$IC = \bar{x} \pm t.\frac{s}{\sqrt{n}} = 150 \pm 1,7109\,.\frac{10}{\sqrt{25}} = 150 \pm 3,4218$$

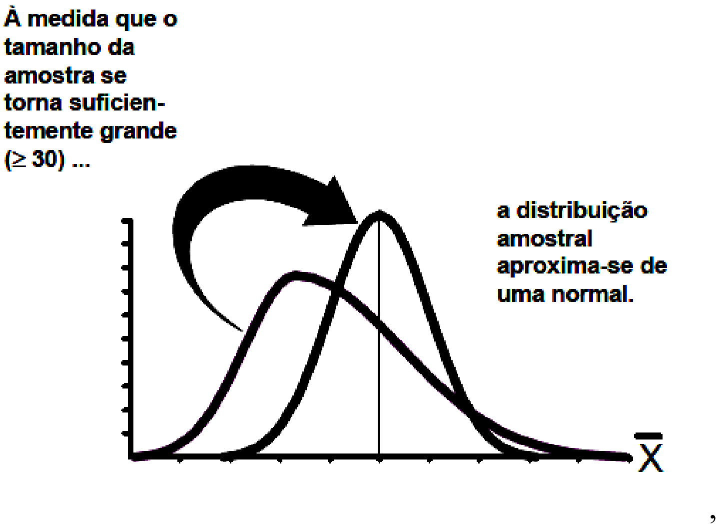
22. Na prática, sempre que a amostra calculada for menor que trinta elementos, pode-se optar por uma alternativa ao uso da distribuição t-Student, se houver recursos suficientes. Essa alternativa consiste em ampliar a amostra de modo que tenha, ao menos, trinta elementos e assim utilizar a distribuição normal, e consequentemente o fator "z" em vez do fator "t". A vantagem dessa alternativa é que o fator "z" produz intervalos de confiança menos amplos para um mesmo nível de confiança, aumentando a precisão da estimativa (OLIVEIRA, 2004). Além disso, o próprio aumento de do tamanho da amostra já traz, em si, benefícios em relação à precisão da estimação, uma vez que o cálculo dos limites inferiores e superiores também são função de "n".

Apêndice B - O Teorema Central do Limite e a Lei dos Grandes Números

1. O Teorema central do limite indica que, quando o tamanho da amostra é suficientemente grande, a distribuição das probabilidades das médias amostrais aproxima-se de uma distribuição normal. A forma clássica do Teorema Central do Limite enuncia que qualquer soma ou média de variáveis aleatórias tem, para um grande número de termos, uma distribuição aproximadamente normal (MEMÓRIA, 2004)[35].

2. Essa regra se aplica mesmo quando a distribuição da população não segue uma curva normal. A partir de amostras com trinta elementos já se pode assumir que a distribuição das médias amostrais comporta-se como uma curva normal (TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO, 2002).

Figura 12 – Representação gráfica do enunciado do Teorema Central do Limite



Fonte: MCGILL, 1997 *apud* TCU, 2002.

3. Esse teorema mostra que, caso se decidisse construir um gráfico com o registro das médias amostrais de todas as amostras de tamanho "n" possíveis extraídas de uma determinada população, desde que "n" fosse suficientemente grande, poder-se-ia assumir que o gráfico resultante possui uma distribuição de frequência que se comporta como uma curva normal.

4. Por exemplo, caso se tomasse todas as possíveis amostras de cem empregados de uma determinada empresa (todas as combinações possíveis) e se decidisse apurar a estatura média dos cem empregados em cada uma dessas amostras, seria possível construir um gráfico de uma distribuição normal, em que o ponto médio corresponderia a média verdadeira. Próximo a esse ponto médio haveria uma maior concentração de médias amostrais. As médias amostrais distantes da média verdadeira seriam possíveis, porém menos frequentes.

5. Como foi visto acima, a curva normal possui forte tendência central. De fato, 68,2% das observações existentes em uma distribuição normal estão contidas em mais e menos um desvio padrão de distância do valor médio. Já 95% das observações estão contidas a mais ou menos 1,96 desvios padrão de distância da média obtida, enquanto três desvios padrão conterão 99,8% das observações.

[35] O teorema central do limite foi definido pelo Marquês de Laplace em 1810 (MEMÓRIA, 2010).

6. Com base nisso, e considerando que a distribuição de frequência das diversas médias amostrais é uma distribuição normal, pode-se concluir que o intervalo formado pelo valor médio mais e menos 1,96 desvios padrão contém 95% das médias de todas as amostras possíveis, e, consequentemente, não contém 5% das médias das amostras possíveis.

7. Portanto, é razoável admitir que, tomando-se uma única amostra, como é o que ocorre num caso prático de amostragem, obtendo-se o valor médio dessa única amostra e calculando-se o intervalo correspondente a mais e menos 1,96 desvios padrão, há uma chance de 95% de que o valor populacional esteja contido nesse intervalo. Ou, dito de outra forma, que, com nível de confiança de 95%, esse intervalo conterá a média populacional real.

8. Desse fato decorre que cada nível de confiança está associado um fator "z", que corresponde à quantidade de desvios padrão associados à distribuição de frequência da curva normal padronizada, como apresentado na tabela abaixo.

Tabela 6 – Relação em níveis de confiança e o fator "z"

Nível de Confiança	Valor de z
68,2%	1
90%	1,64
95%	1,96
95,4%	2
99%	2,58
99,7%	3

Fonte: elaboração própria.

9. É importante salientar que o valor desse desvio padrão particular, que recebe o nome de erro padrão, é função da variabilidade da população e do tamanho da amostra, conforme indica a formula a seguir:

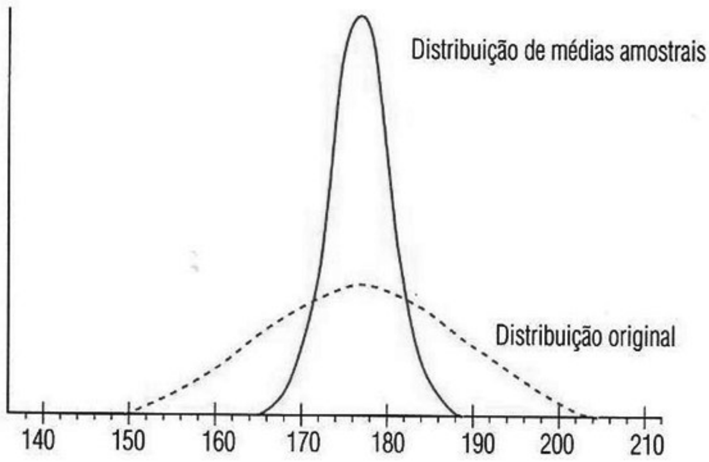
$$\sigma_{\bar{x}} = \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

10. Portanto, à medida que aumenta o tamanho da amostra, diminui o erro padrão. Isso decorre da Lei dos Grandes Números, que estabelece que, ao se selecionar qualquer população ao acaso, à medida que aumenta o número observações selecionadas, cada vez mais a média dos valores amostrados se aproxima da média populacional (MOORE, 2011)[36].

[36] A obra de Jacob Bernoulli, que formulou a Lei dos Grandes Números, foi publicada em 1713 (MEMÓRIA, 2004).

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

Figura 13 – Distribuição da população e distribuição do conjunto de médias amostrais



Fonte: BARROW, 2007, p. 150).

11. De tal forma, quando o tamanho da amostra se aproxima do tamanho da população, o erro padrão tende a zero.

12. Por fim, é importante considerar que as mudanças no tamanho da amostra também se refletem no erro amostral, que é obtido pela multiplicação do erro padrão pelo fator “z”, correspondente ao nível de confiança escolhido.

Apêndice C - O problema da não resposta

1. Uma das principais técnicas de coleta de dados utilizadas em auditoria, especialmente em auditorias operacionais, é a realização de pesquisa com o envio de questionários por meio postal, eletrônico, por telefone ou pessoalmente. Em geral, são enviados questionários para toda a população ou para uma amostra dela e se define um prazo para resposta. A prática tem mostrado que é muito difícil garantir que a totalidade dos indivíduos pesquisados, de fato, responda ao questionário.

2. O percentual de pesquisados que respondem dentro do prazo definido depende de vários fatores, entre os quais se destacam (TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO, 2010):

a) a forma de aplicação dos questionários (por exemplo, quando há contato direto com os pesquisados, a taxa de resposta tende a ser maior, pois se pode insistir para se obter a resposta);
b) a natureza do vínculo entre a unidade pesquisada e a organização que realiza a pesquisa (por exemplo, o TCU tem maior chance de obter resposta se as unidades pesquisadas são entidades jurisdicionadas;
c) a localização geográfica dos pesquisados;
d) a qualidade do cadastro de endereços (pesquisas realizadas com base em dados incompletos ou desatualizados costumam ter taxas de resposta menores).

3. A ausência de resposta pode gerar viés no processo de amostragem e afetar as inferências construídas com base nos resultados amostrais obtidos (COCHRAN, 1977; ISKRRANT *et al.*, 1982 *apud* SILVA 1998). Isso porque os métodos de estimação e de cálculo do tamanho amostral pressupõem uma amostragem probabilística e seleção aleatória das unidades amostrais. Entretanto, na presença de não resposta, os dados obtidos podem não ser representativos da população. Nesse sentido, os respondentes podem ser aqueles com opiniões mais extremadas ou mais interessados no tema, não representando bem o conjunto da população (NATIONAL AUDIT OFFICE, [2001?]).

4. Em função disso, a ausência de resposta pode enviesar as estimativas produzidas, pois a decisão de não responder pode estar correlacionada com as respostas que seriam fornecidas. Como não se pode assumir, *a priori*, que as informações que não se pôde obter dos não respondentes são semelhantes àquelas fornecidas pelos respondentes, não se sabe como a ausência desses dados pode afetar as estimativas.

5. O viés ocorre quando os valores para uma dada variável diferem entre os respondentes e não respondentes. Pode-se dimensioná-lo da seguinte forma:

$$V = \frac{N_{nr}}{N}.(\bar{X}_r - \bar{X}_{nr})$$

- Onde, V representa o viés a ser dimensionado;

$\bar{X}_r$ é a média dos elementos amostrais medidos;

$\bar{X}_{nr}$ é a média dos elementos amostrais não medidos;

N é o tamanho da população; N_{nr} é o número de não respostas.

6. É importante observar que a relação entre o número de não respostas e o tamanho da população, acima, representa a taxa de não resposta. O viés pode ser calculado como o produto de dois componentes: a proporção de não resposta e a diferença entre os valores observados e os valores não observados. O aumento de qualquer um desses fatores leva ao aumento do viés.

7. Na maioria dos casos práticos não se conhece a diferença de valores entre os dados observados e os não observados, uma vez que esses últimos não são conhecidos. Essa falta de informação tem duas consequências imediatas: primeiro, não se pode antever o impacto da não resposta nos parâmetros estimados; segundo, a forma mais intuitiva de minimizar esse impacto é trabalhando para reduzir a proporção de não resposta, e com isso, reduzir o possível viés, com o objetivo de torná-lo desprezível (KISH, 1965; COCHRAN, 1977 *apud* SILVA, 1998).

8. Entretanto, é importante salientar que, apesar dos esforços para a minimização do nível de não respostas seja fortemente encorajado, há limites práticos para aquilo que se pode fazer (MAGNANI, 1997), pois “não existem soluções definitivas para o tratamento da ausência de resposta em pesquisas por amostragem” (SILVA, 1998, p.113).

9. Existem, basicamente, duas estratégias complementares para lidar com o problema da não resposta. A primeira visa a prevenir e minimizar o problema antes ou durante a fase de coleta dos dados. Para tanto, recomenda-se:

a) procurar utilizar bases de dados completas e precisas;
b) comunicar a pesquisa previamente aos pesquisados (especialmente, quando se tratar de pesquisa via correio eletrônico, em função da grande quantidade de mensagens maliciosas que transitam pela Internet);
c) comunicar de maneira clara os objetivos da pesquisa e o uso que será dado às informações fornecidas;
d) formular questionários curtos e amigáveis;
e) testar os questionários previamente;
f) treinar os entrevistadores, quando for o caso;
g) realizar sucessivas tentativas para obter as respostas, com o reenvio do questionário, a realização de contato telefônico ou retorno ao domicílio em horário diverso, quando se tratar de entrevista domiciliar.

10. Existem estudos que mostram que três tentativas de acessar pesquisados reticentes, de preferência usando canais de comunicação diferentes, reduzem drasticamente as taxas de não resposta. A tabela abaixo mostra o resultado de uma análise feita por Stephan e McCarthy (1958 *apud* COCHRAN, 1977) em que a taxa de não resposta cai de 63% no primeiro contato para 8% após o terceiro contato.

Tabela 7 - Número de respondentes em tentativas sucessivas

Pessoa que se buscou contatar	Percentual de respondentes			Taxa de não resposta final	Total
	Primeira tentativa	Segunda tentativa	Terceira tentativa		
Qualquer adulto	70%	17%	8%	5%	100%
Adulto específico escolhido	37%	32%	23%	8%	100%

Fonte: COCHRAN, *1977.*

11. Uma vez realizados todos os esforços preventivos para minimizar a taxa de não resposta, podem ser adotadas, complementarmente, medidas com o objetivo de tratar ou minimizar os seus efeitos. Entre essas medidas, destacam-se as seguintes:

a) aumentar o tamanho da amostra, de forma a compensar os não respondentes, visando a assegurar que o tamanho mínimo de amostra calculado seja satisfeito;
b) realizar teste de coerência entre a população e a amostra;
c) obter as informações faltantes de fontes alternativas;
d) estimar as respostas do grupo não respondente por meio de uma subamostra aleatória;
e) imputar os dados faltantes a partir das medições de elementos próximos ou por meio de estimativas realizadas por outros métodos estatísticos;
f) recalcular os intervalos de confiança.

12. O aumento do tamanho da amostra para além do necessário para os níveis de confiança e margem de erro escolhidos, de modo que os elementos excedentes possam compensar os não respondentes, visa a assegurar o recebimento da quantidade mínima de dados para permitir a estimação. Nesse caso, supõe-se uma taxa de não resposta e busca-se compensar o tamanho da amostra para que o total de respondentes seja suficiente para o nível de erro e o intervalo de confiança desejados. Trata-se de uma prática regularmente adotada (KISH, 1965 *apud* SILVA, 1998), que busca conservar, no mínimo, o grau de precisão desejado (SILVA, 1998).

13. Admita-se, por exemplo, que, para um intervalo de confiança de 95% e uma margem de erro de 5 pontos percentuais, seja necessária uma amostra de 320 elementos. Entretanto, em função de pesquisas anteriores, fosse prevista uma taxa de não resposta de 30%. Assim, deveriam ser enviados pelo menos 458 questionários, de modo que o número de respondentes fosse de aproximadamente 320, e fosse possível manter o grau de precisão requerido.

14. É importante considerar, entretanto, que esses elementos adicionados não provêm todos da porção da população indisponível e indisposta a responder. Portanto, esse procedimento não tem a capacidade de corrigir o potencial viés decorrente da não resposta.

15. A determinação da existência ou não do viés de não resposta pode ser difícil, ou mesmo impossível (*OFFICE OF THE AUDITOR GENERAL OF CANADA*, 1998). Entretanto, uma forma de se procurar aumentar a segurança nas estimativas realizadas na presença de não resposta é realizar testes de coerência entre a população e a amostra obtida.

16. O teste de coerência consiste em verificar se os respondentes guardam alguma semelhança com a população em relação a algumas variáveis chave. Caso essa hipótese se confirme, é razoável supor que o comportamento dos respondentes a respeito de uma dada variável específica é uma boa estimativa para o comportamento populacional a respeito dessa mesma variável. Esse procedimento também não garante a ausência de viés, pois as variáveis chave escolhidas podem não ser as mais relevantes para explicar o posicionamento dos respondentes em relação à questão que está sendo medida, mas agrega importantes informações ao leitor do relatório acerca da qualidade dos dados obtidos (TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO, 2010). A viabilidade desse teste depende da disponibilidade de informações confiáveis relativas a toda a população.

17. Uma forma que pode ser utilizada para testar a coerência entre a população e os respondentes é o chamado teste qui-quadrado. Esse teste permite testar se a distribuição dos respondentes segundo determinada variável, por exemplo: sexo, localização geográfica, renda, escolaridade, corresponde à distribuição da população segundo essa mesma variável. Caso essa hipótese não possa ser rejeitada, é razoável concluir que a subamostra de respondentes é representativa da população[37] (TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO, 2010).

18. Outra possibilidade que não deve ser desconsiderada é a possibilidade de se obter os dados faltantes diretamente de outras fontes. Entretanto, em geral, essa alternativa somente é viável quando se trata de informações presentes em bancos de dados que possam ser consultados, como informações demográficas de uma determinada população (SILVA, 1998).

19. Pode-se, ainda, recorrer à imputação dos dados faltantes. Considera-se imputação qualquer procedimento de tratamento de dados que substitui um dado ausente por outro valor específico. A imputação pode ser realizada por meio da atribuição de valores a partir de elementos considerados próximos dos não respondentes segundo algum critério (HANSEN; HURWITZ; MADOW, 1953 *apud* SILVA, 1998) ou com a utilização de outros métodos estatísticos para estimar as prováveis respostas. Esse tipo tratamento somente pode ser utilizado quando o auditor tem condições de determinar que características dos elementos amostrais têm condições de influenciar as respostas do questionário, como, por exemplo, situação econômica, idade, grau de educação etc. (*OFFICE OF THE AUDITOR GENERAL OF CANADA*, 1998). Existem vários métodos de imputação como a imputação por função distância, quando se atribui a variável faltante o valor da variável mais "próxima", considerando um conjunto de variáveis auxiliares; e a imputação por regressão, em que se estima a associação entre a variável a ser estimada e outras variáveis auxiliares, utilizando-se essa relação para chegar aos valores faltantes (DIAS, A. J. R; ALBIERI, S., 1992).

20. Outra abordagem que pode ser usada é tratar os não respondentes como uma nova subpopulação. Assim, uma subamostra aleatória é retirada desse grupo e são feitos esforços para assegurar que nessa amostra o índice de respostas seja de 100%. A subamostra deve ser significativa do conjunto de elementos que não responderam a pesquisa, de forma que se possa extrapolar os resultados para todo o grupo de não respondentes; A combinação das estimativas dos dois segmentos fornece a estimativa final do valor populacional desconhecido, que pode ser considerada não viesada (SILVA, 1998).

21. A maior dificuldade relacionada a essa alternativa é assegurar que os elementos selecionados na subamostra, efetivamente, forneçam suas respostas na nova tentativa. Na utilização desse método, também se deve considerar que o tamanho da amostra inicial precisa ser definido em função de uma expectativa de não resposta e do tamanho da subamostra pretendida, considerando a capacidade da equipe de auditoria de buscar respostas de 100% desse grupo[38].

---

[37] O documento técnico do TCU Técnica de Pesquisa para Auditorias apresenta um exemplo de teste de coerência utilizando teste qui-quadrado em uma auditoria (Anexo A, Exemplo 12).

[38] O documento técnico do TCU Técnicas de Amostragem para Auditorias (Seção 8.2.2) apresenta as fórmulas adequadas para se calcular o tamanho da amostra, a variância e a estimativa final, com base nesse método.

22. No caso de amostras que visam à obtenção de estimativas de proporções simples, pode-se, ainda, expressar o efeito do potencial viés por ausência de resposta, incorporando-o ao intervalo de confiança. Supondo-se, por exemplo, uma pesquisa em que sejam possíveis apenas duas alternativas: "sim" e "não". No cálculo do intervalo de confiança pode-se adotar uma postura conservadora, que incorpora a ambos os limites, inferior e superior das estimativas todo o percentual de não resposta. Portanto, o limite inferior do intervalo de confiança da estimativa do percentual de respostas "sim", seria calculado considerando que todos os não respondentes teriam respondido "não". Adicionalmente, o limite inferior seria calculado supondo que todos os não respondentes teriam respondido "sim".

23. Por fim, é importante salientar que as alternativas apresentadas buscam, de alguma forma, orientar as equipes de auditoria sobre as alternativas disponíveis para minimizar o problema do possível viés de não resposta. No entanto, conforme já foi explicitado, não há uma solução definitiva e perfeita para solucionar esse problema.

24. Em decorrência disso, o possível viés de não resposta constitui-se de um problema muito presente sempre que se decide realizar pesquisas por meio de questionários. Nessas situações é importante deixar claras no relatório de auditoria as possíveis limitações causadas pela não resposta, assim como explicitar os métodos utilizados para tratá-la.

Anexo A – Áreas de uma distribuição normal padrão

ÁREAS DE UMA DISTRIBUIÇÃO NORMAL PADRÃO

USANDO *MICROSOFT EXCEL*: =DIST.NORMP(z).

Onde: DIST.NORMP(z) = $\left(\frac{1-\alpha}{2}\right)$

Z	0,00	0,01	0,02	0,03	0,04	0,05	0,06	0,07	0,08	0,09
0,0	0,0000	0,0040	0,0080	0,0120	0,0160	0,0199	0,0239	0,0279	0,0319	0,0359
0,1	0,0398	0,0438	0,0478	0,0517	0,0557	0,0596	0,0636	0,0675	0,0714	0,0753
0,2	0,0793	0,0832	0,0871	0,0910	0,0948	0,0987	0,1026	0,1064	0,1103	0,1141
0,3	0,1179	0,1217	0,1255	0,1293	0,1331	0,1368	0,1406	0,1443	0,1480	0,1517
0,4	0,1554	0,1591	0,1628	0,1664	0,1700	0,1736	0,1772	0,1808	0,1844	0,1879
0,5	0,1915	0,1950	0,1985	0,2019	0,2054	0,2088	0,2123	0,2157	0,2190	0,2224
0,6	0,2257	0,2291	0,2324	0,2357	0,2389	0,2422	0,2454	0,2486	0,2517	0,2549
0,7	0,2580	0,2611	0,2642	0,2673	0,2704	0,2734	0,2764	0,2794	0,2823	0,2852
0,8	0,2881	0,2910	0,2939	0,2967	0,2995	0,3023	0,3051	0,3078	0,3106	0,3133
0,9	0,3159	0,3186	0,3212	0,3238	0,3264	0,3289	0,3315	0,3340	0,3365	0,3389
1,0	0,3413	0,3438	0,3461	0,3485	0,3508	0,3531	0,3554	0,3577	0,3599	0,3621
1,1	0,3643	0,3665	0,3686	0,3708	0,3729	0,3749	0,3770	0,3790	0,3810	0,3830
1,2	0,3849	0,3869	0,3888	0,3907	0,3925	0,3944	0,3962	0,3980	0,3997	0,4015
1,3	0,4032	0,4049	0,4066	0,4082	0,4099	0,4115	0,4131	0,4147	0,4162	0,4177
1,4	0,4192	0,4207	0,4222	0,4236	0,4251	0,4265	0,4279	0,4292	0,4306	0,4319
1,5	0,4332	0,4345	0,4357	0,4370	0,4382	0,4394	0,4406	0,4418	0,4429	0,4441
1,6	0,4452	0,4463	0,4474	0,4484	0,4495	0,4505	0,4515	0,4525	0,4535	0,4545
1,7	0,4554	0,4564	0,4573	0,4582	0,4591	0,4599	0,4608	0,4616	0,4625	0,4633
1,8	0,4641	0,4649	0,4656	0,4664	0,4671	0,4678	0,4686	0,4693	0,4699	0,4706
1,9	0,4713	0,4719	0,4726	0,4732	0,4738	0,4744	0,4750	0,4756	0,4761	0,4767
2,0	0,4772	0,4778	0,4783	0,4788	0,4793	0,4798	0,4803	0,4808	0,4812	0,4817
2,1	0,4821	0,4826	0,4830	0,4834	0,4838	0,4842	0,4846	0,4850	0,4854	0,4857
2,2	0,4861	0,4864	0,4868	0,4871	0,4875	0,4878	0,4881	0,4884	0,4887	0,4890
2,3	0,4893	0,4896	0,4898	0,4901	0,4904	0,4906	0,4909	0,4911	0,4913	0,4916
2,4	0,4918	0,4920	0,4922	0,4925	0,4927	0,4929	0,4931	0,4932	0,4934	0,4936
2,5	0,4938	0,4940	0,4941	0,4943	0,4945	0,4946	0,4948	0,4949	0,4951	0,4952
2,6	0,4953	0,4955	0,4956	0,4957	0,4959	0,4960	0,4961	0,4962	0,4963	0,4964
2,7	0,4965	0,4966	0,4967	0,4968	0,4969	0,4970	0,4971	0,4972	0,4973	0,4974
2,8	0,4974	0,4975	0,4976	0,4977	0,4977	0,4978	0,4979	0,4979	0,4980	0,4981
2,9	0,4981	0,4982	0,4982	0,4983	0,4984	0,4984	0,4985	0,4985	0,4986	0,4986
3,0	0,4987	0,4987	0,4987	0,4988	0,4988	0,4989	0,4989	0,4989	0,4990	0,4990
3,1	0,4990	0,4991	0,4991	0,4991	0,4992	0,4992	0,4992	0,4992	0,4993	0,4993
3,2	0,4993	0,4993	0,4994	0,4994	0,4994	0,4994	0,4994	0,4995	0,4995	0,4995
3,3	0,4995	0,4995	0,4995	0,4996	0,4996	0,4996	0,4996	0,4996	0,4996	0,4997
3,4	0,4997	0,4997	0,4997	0,4997	0,4997	0,4997	0,4997	0,4997	0,4997	0,4998
3,5	0,4998	0,4998	0,4998	0,4998	0,4998	0,4998	0,4998	0,4998	0,4998	0,4998
3,6	0,4998	0,4998	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999
3,7	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999
3,8	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999	0,4999
3,9	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000	0,5000

Fonte: Documento Técnico de Amostragem, TCU, 2002.

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

Anexo B - Áreas de uma distribuição t-Student

DISTRIBUIÇÃO "*t*" DE STUDENT BI-CAUDAL

USANDO *MICROSOFT EXCEL*: =INVT(probabilidade;graus de liberdade).
Onde: probabilidade de que se cometa o erro do Tipo I = α;
graus de liberdade = g.l.

g.l.	α							
	0,2000	0,1000	0,0500	0,0200	0,0100	0,0050	0,0020	0,0010
1	3,0777	6,3137	12,7062	31,8210	63,6559	127,3211	318,2888	636,5776
2	1,8856	2,9200	4,3027	6,9645	9,9250	14,0892	22,3285	31,5998
3	1,6377	2,3534	3,1824	4,5407	5,8408	7,4532	10,2143	12,9244
4	1,5332	2,1318	2,7765	3,7469	4,6041	5,5975	7,1729	8,6101
5	1,4759	2,0150	2,5706	3,3649	4,0321	4,7733	5,8935	6,8685
6	1,4398	1,9432	2,4469	3,1427	3,7074	4,3168	5,2075	5,9587
7	1,4149	1,8946	2,3646	2,9979	3,4995	4,0294	4,7853	5,4081
8	1,3968	1,8595	2,3060	2,8965	3,3554	3,8325	4,5008	5,0414
9	1,3830	1,8331	2,2622	2,8214	3,2498	3,6896	4,2969	4,7809
10	1,3722	1,8125	2,2281	2,7638	3,1693	3,5814	4,1437	4,5868
11	1,3634	1,7959	2,2010	2,7181	3,1058	3,4966	4,0248	4,4369
12	1,3562	1,7823	2,1788	2,6810	3,0545	3,4284	3,9296	4,3178
13	1,3502	1,7709	2,1604	2,6503	3,0123	3,3725	3,8520	4,2209
14	1,3450	1,7613	2,1448	2,6245	2,9768	3,3257	3,7874	4,1403
15	1,3406	1,7531	2,1315	2,6025	2,9467	3,2860	3,7329	4,0728
16	1,3368	1,7459	2,1199	2,5835	2,9208	3,2520	3,6861	4,0149
17	1,3334	1,7396	2,1098	2,5669	2,8982	3,2224	3,6458	3,9651
18	1,3304	1,7341	2,1009	2,5524	2,8784	3,1966	3,6105	3,9217
19	1,3277	1,7291	2,0930	2,5395	2,8609	3,1737	3,5793	3,8833
20	1,3253	1,7247	2,0860	2,5280	2,8453	3,1534	3,5518	3,8496
21	1,3232	1,7207	2,0796	2,5176	2,8314	3,1352	3,5271	3,8193
22	1,3212	1,7171	2,0739	2,5083	2,8188	3,1188	3,5050	3,7922
23	1,3195	1,7139	2,0687	2,4999	2,8073	3,1040	3,4850	3,7676
24	1,3178	1,7109	2,0639	2,4922	2,7970	3,0905	3,4668	3,7454
25	1,3163	1,7081	2,0595	2,4851	2,7874	3,0782	3,4502	3,7251
26	1,3150	1,7056	2,0555	2,4786	2,7787	3,0669	3,4350	3,7067
27	1,3137	1,7033	2,0518	2,4727	2,7707	3,0565	3,4210	3,6895
28	1,3125	1,7011	2,0484	2,4671	2,7633	3,0470	3,4082	3,6739
29	1,3114	1,6991	2,0452	2,4620	2,7564	3,0380	3,3963	3,6595
30	1,3104	1,6973	2,0423	2,4573	2,7500	3,0298	3,3852	3,6460
40	1,3031	1,6839	2,0211	2,4233	2,7045	2,9712	3,3069	3,5510
60	1,2958	1,6706	2,0003	2,3901	2,6603	2,9146	3,2317	3,4602
120	1,2886	1,6576	1,9799	2,3578	2,6174	2,8599	3,1595	3,3734
+∞	1,2816	1,6449	1,9600	2,3264	2,5758	2,8070	3,0902	3,2905

Nota: Para α = 0,05, as estatísticas "*t*" de Student, com g.l. = +∞, e *Z* são iguais a 1,96.

Fonte: Documento Técnico de Amostragem, TCU, 2002.

GLOSSÁRIO

Expressão	Conceito
Amplitude total	É uma medida de dispersão determinada apenas pelos valores extremos, uma vez que é representada pela diferença entre o maior e o menor valor observado. Sendo assim, não é afetada pela dispersão dos valores intermediários.
Amostra	É a parcela da população realmente examinada, com o objetivo de reunir informações sobre toda a população (MOORE, 2011).
Amostragem	Uma forma de levantamento de dados no qual apenas alguns elementos de um conjunto são observados, com a finalidade de avaliar características ou obter indicativos sobre toda a população (BARBETTA, 1999).
Auditoria financeira	Tipo de auditoria que objetiva determinar se as informações financeiras de uma entidade são apresentadas em consonância com as regras aplicáveis sobre registro financeiro. Envolve a obtenção de evidências suficientes e apropriadas que permitam ao auditor expressar uma opinião sobre se as informações financeiras auditadas estão livres de imprecisões materiais causados por erro ou fraude (ISSAI 100).
Auditoria de conformidade	Tipo de auditoria que objetiva determinar se um objeto específico está em conformidade com as normas e regras identificadas pelo auditor como critério. Avalia se atividades, transações financeiras e informações são, em todos os aspectos materiais, conformes com as regras que governam a entidade auditada. Essas regras podem incluir normas, leis, regulações, resoluções orçamentárias, políticas, códigos estabelecidos, termos acordados ou princípios gerais da boa administração pública e da conduta de agentes públicos (ISSAI 100).
Auditoria operacional	Tipo de auditoria que avalia se as intervenções, programas e instituições públicas estão operando em observância aos princípios da economicidade, eficiência e efetividade e se existem oportunidades de melhoria. O desempenho das entidades, programas e iniciativas governamentais é examinado com base em critérios adequados, e as causas dos desvios em relação aos critérios são analisadas. Os objetivos são responder a questões chave e propor ações de melhoria (ISSAI 100).
Censo	Forma de levantamento de dados na qual se busca observar todos os elementos constantes do grupo avaliado, ou 100% dos indivíduos de uma população.

Expressão	Conceito
Curva normal padronizada	É uma curva normal na qual a média é zero e o desvio padrão é um.
Dados brutos	O conjunto dos dados numéricos obtidos na coleta de dados, antes de tratamento.
Desvio padrão	É uma medida de dispersão de um conjunto de dados. Representa a dispersão padrão de um conjunto de valores em relação à sua média (não se diz desvio médio, pois esse tem valor zero). É dado pela raiz quadrada da variância.
Erro amostral	Diferença máxima entre a estimativa pontual, obtida por meio de uma amostra, e o verdadeiro parâmetro populacional, considerando um determinado nível de confiança. Pode ser obtido pela multiplicação do erro padrão pelo fator "z" associado ao nível de confiança adotado.
Erro padrão	Desvio padrão de um determinado estimador por ponto (ANDERSON, D. R; SWEENEY D. J.; WILLIAMS T., 2007). É função do desvio padrão populacional e do tamanho da amostra.
Erro não amostral	Erros involuntariamente introduzidos aos resultados que não decorrem do emprego de uma amostra. Geralmente decorre de problemas na obtenção ou no registro dos dados.
Elemento Amostral	Qualquer elemento que faça parte da população e, portanto, reúna chances de vir a ser incluído na amostra (não se restringe aos elementos que foram efetivamente selecionados para a amostra).
Estimação	Processo de inferência, que consiste na previsão de parâmetros populacionais desconhecidos com base em resultados amostrais conhecidos (MILONE, 2004). Geralmente objetiva expressar características numéricas da população, tais como médias, totais, proporções ou variâncias, com base naquilo que foi efetivamente observado em uma amostra (SCHEAFFER; MENDENHALL; OTT, 1995).
Estimador	Função matemática que serve para a estimação de um determinado parâmetro estatístico.
Estimativas	São os valores numéricos efetivamente observados nas amostras (médias, proporções, variâncias amostrais, etc.) calculados com o objetivo de prever os parâmetros populacionais.
Frequência absoluta	Representa o número de vezes que o elemento aparece em uma distribuição, ou o número de vezes que o elemento aparece em uma determinada classe ou categoria.

Expressão	Conceito
Frequência relativa	Razão ou porcentagem em que determinada observação aparece em relação ao total das observações.
Graus de liberdade	Número de valores de um conjunto de dados que têm liberdade para variar de forma independente. Em uma amostra de 50 unidades, 49 podem variar, enquanto apenas uma é fixa, portanto o número de graus de liberdade pode ser dado pela fórmula: GL = n – 1 (onde n é o tamanho da amostra) (LEVIN, 1987).
Histograma	Também conhecido como diagrama de frequências, é uma representação gráfica na qual um conjunto de dados é agrupado em classes uniformes, representadas por retângulos cujas bases (dimensão horizontal) são os intervalos das classes e a altura (dimensão vertical) representa a frequência com que os valores desta classe estão presentes no conjunto de dados.
Inferência estatística	O processo de se fazer previsões, deduções ou conclusões sobre eventos prováveis a partir de fatos concretos (MILONE, 2004).
Intervalo de confiança	Intervalo de valores próximos a um valor pontual estimado a partir de uma amostra, no qual se acredita estar, com um determinado nível de confiança, o valor do parâmetro populacional. Portanto, é dado pelos limites mínimo e máximo para o possível valor do parâmetro populacional real.
Margem de erro	Precisão mínima que se deseja obter em um delineamento amostral. Erro amostral máximo tolerável.
Média	É a mais utilizada das medidas de tendência central de um conjunto de números. Operacionalmente, é definida como a soma dos valores de todas as observações dividida pelo número de observações.
Mediana	É a medida de tendência central usada para indicar o centro de uma distribuição. Ou seja, é o valor que fica exatamente no meio de uma série de observações, com 50% das observações antes da mediana e 50% depois. Quando os dados estão ordenados, e o número de observações é impar, a mediana efetivamente fica no centro exato da distribuição, mas quando o número de observações é par, a mediana resulta da média aritmética dos dois valores mais próximos ao meio da distribuição.
Moda	A moda é o valor que aparece com maior frequência em uma distribuição.
Moldura de amostragem	Também conhecida como cadastro amostral, a moldura de amostragem é uma lista ou uma relação de todos os elementos amostrais existentes em uma população.

Expressão	Conceito
Nível de confiança	O nível de confiança exprime a confiabilidade de um determinado intervalo de confiança. Expressar qual o percentual das possíveis amostras de tamanho "n" tiradas de uma dada população são suficientemente representativas da população em estudo. Quando uma inferência é feita a um nível de confiança de, por exemplo, 95%, significa que o parâmetro populacional real estará verdadeiramente contido no intervalo de confiança estimado em 95% das amostras possíveis de tamanho "n" daquela população.
Nível de significância	Ele exprime a proporção das possíveis amostras de tamanho "n" tiradas de uma dada população que não são suficientemente representativas da população em estudo, e portanto vão originar intervalos de confiança incorretos, por não conterem o valor real do parâmetro populacional. É o complementar do nível de confiança (1 – nível de confiança).
Parâmetros estatísticos	São as medidas usadas para descrever sumariamente características numéricas populacionais reais (OLIVEIRA, 2004).
População	População ou Universo é o conjunto de todos os elementos que contêm a variável ou as variáveis que se quer observar. É o conjunto de todos os casos que concordam com uma série de especificações (SELLTIZ,1980).
Significância estatística	Propriedade de uma afirmação que caracteriza se ela pode ser respaldada estatisticamente ou não.
Testes substantivos	Procedimentos de auditoria planejados para detectar erros ou distorções relevantes. Os procedimentos substantivos incluem: testes de detalhes e procedimentos analíticos (NBC TA 330,4).
Testes de controle	Procedimento de auditoria planejado para avaliar a efetividade operacional dos controles na prevenção ou detecção e correção de erros ou distorções relevantes (NBC TA 330,4).
Variância	É uma medida de variabilidade, que mede a dispersão do conjunto de observações em termos de desvios quadrados em relação à média aritmética dos dados.
Variância do estimador	É uma medida da dispersão dos resultados obtidos por um estimador. Representa o desvio ao quadrado da distribuição amostral do estimador.
Variável	Uma variável é qualquer característica de indivíduos, objetos ou processos, que podem variar. Por exemplo: altura, idade, religião, estado civil, número de erros, percentual de inconformidades etc. Uma variável pode assumir valores diferentes para elementos diferentes (MOORE, 2011).

Para verificar as assinaturas, acesse www.tcu.gov.br/autenticidade, informando o código 60779945.

Expressão	Conceito
Variável aleatória	A variável aleatória é uma variável que tem um valor único (determinado aleatoriamente) para cada resultado de um experimento.
Variável aleatória contínua	Variável aleatória que pode assumir inúmeros valores num intervalo de números reais e é medida numa escala contínua. Por exemplo, volume de uma caixa d'água (1m3, 1.1 m3, 1.01 m3).
Variável aleatória discreta	Variável aleatória que pode assumir apenas valores inteiros e finitos. Por exemplo, a contagem: do número de pessoas numa sala (1, 2, 3, ...).
Variável qualitativa	Variável cujos valores são expressos por atributos (características), de forma não numérica. Exemplo: sexo (masculino ou feminino), cor da pele (branca, preta, amarela,...), estado civil (solteiro, casado,...), profissão (empregado ou desempregado), escolaridade (fundamental, médio ou superior), dentre outros.
Variável qualitativa nominal	As características definidas por variáveis qualitativas nominais não são passíveis de classificação, por exemplo, profissão; local de procedência; sexo.
Variável qualitativa ordinal	Para as variáveis qualitativas ordinais é possível atribuir alguma ordem de classificação para os indivíduos depois de atribuída a característica. Por exemplo, grau de escolaridade; nível de renda.
Variável quantitativa	Variável cujos valores são expressos por números. Por exemplo: idade, salário, volume, etc. Podem ser contínuas e discretas.

REFERÊNCIAS

ANDERSON, D. R; SWEENEY D. J.; WILLIAMS T. A. **Estatística aplicada à Administração e Economia.** 2. ed. São Paulo : Cengage Learning, 2007.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE EMPRESAS DE PESQUISAS**. Guia ABEP de Pesquisas Eleitorais.** São Paulo, 2012. Disponível em: http://abep.org/novo/FileGenerate.ashx?id=280. Acesso em: 13 mar. 2014.

BALDIN, Nelma e MUNHOZ, Elzira M. Bagatin. ***Snowball* (Bola de neve): uma técnica metodológica para pesquisa em educação ambiental comunitária**. X Congresso Nacional de Educação. Curitiba, 2011. Disponível em: http://educere.bruc.com.br/CD2011/pdf/4398_2342.pdf. Acesso em: 13 mar. 2014.

BARBETTA, Pedro Alberto. **Estatística aplicada às Ciências Sociais**, 3 ed. – Florianópolis : Ed. Da UFSC, 1999.

BARROW, Michael. **Estatística para economia, contabilidade e administração**. Tradução A. Z. Sanvicente. São Paulo : Ática, 2007. p. 375.

BERG, S.; KOTZ, S.; **Johnson**, N. L. ***Snowball Sampling***. *Encyclopedia of Statistical Sciences*. Vol. 8, 1988.

BRASIL. Constituição da República Federativa do Brasil. Brasília, DF: Senado, 1988.

BRASIL. Lei nº 8.443, de 16 de julho de 1992. Dispõe sobre a Lei Orgânica do Tribunal de Contas da União e dá outras providências. Brasília, 1992. Disponível em: <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/Leis/L8443.htm>. Acesso em: 27 jun. 2013.

COCHRAN, W. G. ***Sampling techniques.*** *3. ed. John Wiley & Sons. New York, 1977.*

DIAS, A. J. R; ALBIERI, S. **Uso de imputação em pesquisas domiciliares**. Anais do VIII Encontro Nacional de Estudos Populacionais. – Vol.1 S. Loc.1992. Disponível em: http://www.abep.org.br/?q=publicacoes/anais/anais-do-viii-encontro-nacional-de-estudos-populacionais-1992-volume-1>. Acesso em: 16 mar. 2014.

EUROPEAN COURT OF AUDITORS. ***Financial and Compliance Audit Manual.*** *Luxembourg,* 2012.

FERREIRA, D. H. L.; PENEREIRO, J. C.; JACOBINI, O. R. **Retratando a evolução da estatística por meio de imagens contidas em selos postais comemorativos**. Campinas, 2012. Disponível em: <http://www.rc.unesp.br/igce/pgem/gpee/files/revistas/ferreira_penereiro_ jacobini_rbhm_2012.pdf>. Acesso em: 9 mar. 2014.

FERREIRA, M. J.; CAMPOS, P. **O inquérito estatístico (Dossiês Didacticos)**. Lisboa, [S. d]. Disponível em: http://homepage.ufp.pt/cmanso/ALEA/Dossier11.pdf. Acesso em 5 mai. 2012.

FREITAS, H.; OLIVEIRA, M.; SACCOL, A. Z.; MOSCAROLA, J. **O método de pesquisa survey**. Revista de Administração. São Paulo v. 35. p. 105-112, jul/set 2000.

HANSEN, M. H.; HURWITZ, W. N.; MADOW W. G. ***Sample Survey Methods and Theory***. *New. York* : John Wiley & Sons, vols 1 e 2, 1953 *apud* SILVA, N. N.. **Amostragem probabilística: um curso introdutório**. São Paulo: USP, 1998.

HENRY, G. ***Practical Sampling***. *Applied Social Research Methods Series*, Volume 21. Newbury Park, Califórnia, 1990.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA, **Censo demográfico 2010**. *S. loc,* [2011?]. Disponível em: http://www.ibge.gov.br/home/estatistica/populacao/censo2010/ default.shtm. Acesso em 11/3/2014.

INTERNATIONAL ORGANIZATION OF SUPREME AUDIT INSTITUTIONS. ***Fundamental Principles of Compliance Auditing (ISSAI 400)***. Viena, 2013.

_____. ***Fundamental Principles of Public-Sector Auditing (ISSAI 100)***. Viena, 2013.

ISKRRANT *et al.*, ***Effect of incomplet information on estimation prevalence of disease***. Publ. Hlth. Rep., 67: 384-389, 1982 *apud* SILVA, N. N. **Amostragem probabilística: um curso introdutório**. São Paulo: USP, 1998.

ISRAEL, Glenn D. ***Sampling the evidence of extension program impact***. University of Florida. Gainesville, 2012. Disponível em: http://edis.ifas.ufl.edu/pdffiles/PD/PD00500.pdf. Acesso em: 23 fev. 2014.

KISH, L. ***Survey Sampling***. *John Wiley & Sons. New York, 1965 apud* SILVA, Nilza Nunes da. Amostragem probabilística : um curso introdutório. São Paulo: USP, 1998.

LEVIN, Jack. **Estatística aplicada a ciências humanas**. 2ª. ed. Tradução S. F. Costa. São Paulo: Harbra, 1987.

MAGNANI, Robert. ***Samplig Guide***. Washington, 1997. Disponível em: <http://www.ais.up.ac.za/health/blocks/tnm800/EssentialTNM800/DayThree/ExtraSampling/SamplingGuide.pdf>. Acesso em: 15 mar. 2014.

MCGILL, John J. ***Statistics for managers using Microsoft Excel***: slides (meio magnético). New Jersey: Prentice Hall, 1997 *apud* TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO**. Técnicas de Amostragem para Auditorias**. Brasília: TCU, 2002.

MEMÓRIA, José Maria Pompeu. **Breve história da estatística**. Brasília: Embrapa, 2004.

MILONE, Giuseppe**. Estatística Geral e Aplicada**. São Paulo: Ed. Thomson, 2004.

MOORE, David S. **A estatística básica e sua prática**. Tradução e revisão técnica Ana Maria Lima de Farias, Vera Regina Lima de Farias e Flores. Rio de Janeiro: Editora Gênio, 2011

NATIONAL AUDIT OFFICE. ***A practical guide to sampling***. [S. loc.], [2001?].

CONSELHO FEDERAL DE CONTABILIDADE. Resolução 1.214/2009 - NBC 330 – **Resposta do auditor aos riscos avaliados** (Normas brasileiras de contabilidade: Normas Técnicas de Auditoria Independente). Brasília, 2009

OFFICE OF THE AUDITOR GENERAL OF CANADA. ***Conducting Surveys***. [S. loc.], 1998.

OLIVEIRA P. H. F. C. **Amostragem básica**: aplicação em auditoria. Rio de Janeiro. Ciência Moderna, 2004.

PASQUALI, Luiz. **A Curva Normal**. S. loc. 2007. Disponível em: <http://www.psi-ambiental.net/pdf/PasqCap03.pdf>. Acesso em: 9 mar. 2014.

SALVATORES, D.; REAGLE, D. ***Statistics and econometrics***. 2nd. ed. McGraw-Hill. New York, 2001.

SAMPIERI, R. H.; COLLADO C. F.; LUCIO P. B. **Metodologia de pesquisa**. Tradução F. C. Murad; M. Kassner; C. D. Ladeira. 3. ed. São Paulo: McGraw-Hill, 2006.

SCHEAFFER, R.; MENDENHALL, W.; OTT, L. ***Elementary Survey Sampling***. Belmont, Duxbury Press, 1995.

SELLTIZ, Claire, *et. al*. **Métodos de investigación em las relaciones sociales** – Madrid: Ediciones Rialp, 1980.

SILVA, N. N.. **Amostragem probabilística: um curso introdutório**. São Paulo: USP, 1998.

SPIEGEL, M.; SCHILLER, J.; SRINIVASAN, R. **Teoria e problemas de probabilidade e estatística.** Trad. Sara Ianda Correa Carmona. 2. ed. Porto Alegre: Bookman, 2004.

STEPHAN F. F.; MCCARTHY P. J. ***Sampling opinions***. New York, John Wiley & Sons, 1958 *apud* COCHRAN, W. G. ***Sampling techniques.*** *3. ed. John Wiley & Sons. New York, 1977*

STEVENSON, William J. **Estatística aplicada à administração**. São Paulo: Harper&Row, 1981.

TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO**. Técnicas de Amostragem para Auditorias**. Brasília: TCU, 2002. Disponível em: http://portal2.tcu.gov.br/portal/pls/portal/docs/2064402.PDF. Acesso em: 5 mai. 2012.

_____. **Curso de Amostragem Básica Aplicada à Auditoria**. Brasília: TCU, 2013.

_____. **Manual de auditoria de natureza operacional** - Brasília : TCU, 2000.

_____. **Normas de Auditoria do Tribunal de Contas da União**. Brasília: TCU, 2011.

_____. **Padrões de Auditoria de Conformidade**. Brasília : TCU, 2009.

_____. **Técnicas de Amostragem para Auditorias**. Brasília: TCU, 2002. Disponível em: http://portal2.tcu.gov.br/portal/pls/portal/docs/2064402.PDF. Acesso em: 5 mai. 2012.

_____. **Técnicas de Pesquisa para Auditorias**. Brasília, 2010. Disponível em: <http://portal2.tcu.gov.br/portal/page/portal/TCU/comunidades/programas_governo/tecnicas_anop>. Acesso em: 4 mar. 2014.

UNITED STATES. Executive Office of the President of the United States. ***Measuring and reporting sources of error in surveys*** *(Statistical Policy Working Paper 31). Office of management and Budget. Washington, 2001.*

UNITED STATES GOVERNMENTAL ACCOUNTABILITY OFFICE. ***Case study evaluations****. Washington, 1990. Apud* TRIBUNAL DE CONTAS DA UNIÃO. **Manual de auditoria de natureza operacional** - Brasília : TCU, 2000.

_____. ***Using Statistical Sampling***. Washington, 1992.

_____. ***Financial Audit Manual***. Washington, 2008

UNIVERSITY OF FLORIDA. ***Non-Probability Sampling***. Gainesville, [S. d.]. Disponível em: http://fycs.ifas.ufl.edu/swisher/OTS/Non-Probability%20Sampling.pdf. Acesso em: 5 mai. 2012.

WILD, C.; SEBER, G. **Encontros com o Acaso: Um Primeiro Curso de Análise de Dados e Inferência**. Rio de Janeiro, LTC, 2004.

WORLD HEALTH ASSOCIATION. ***Division of Mental Health. Qualitative Research for Health Programmes.*** Geneva: WHA, 1994. *apud* BALDIN, Nelma e MUNHOZ, Elzira M. Bagatin. ***Snowball*** **(Bola de neve): uma técnica metodológica para pesquisa em educação ambiental comunitária**. X Congresso Nacional de Educação. Curitiba, 2011.

YIN, Robert K. **Estudo de caso** : planejamento e métodos. Tradução Daniel Grassi. 3. Ed. Porto Alegre : Bookman, 2005.