Análise Psicológica (1997), 1 (XV): 97-109

Sobre o uso de estatística de simulação em estudos de comportamento

VITOR C. ALMADA (*)
RUI F. OLIVEIRA (*)

INTRODUÇÃO

Desde há muitos anos que o recurso a técnicas de simulação e à utilização de números aleatórios se apresenta como uma alternativa aos procedimentos mais convencionalmente usados em estatística para testar hipóteses (Morgan, 1984; Watson & Blackstone, 1989). De facto, com métodos de simulação é possível elaborar com facilidade novos testes adaptados a problemas específicos que não encontram solução nos testes padrão, e que para mais têm a vantagem de não dependerem do comportamento de uma distribuição particular. Com o enorme aumento da velocidade de computação actualmente disponível, mesmo nos computadores pessoais, esta alternativa ganha um novo interesse na medida em que a morosidade, que era o grande inconveniente associado à sua utilização, se encontra reduzida a um mínimo.

Tentando exemplificar, sem adoptar uma linguagem especializada. Suponhamos o seguinte problema: em 8 lançamentos de uma moeda obtiveram-se 6 «caras» e 2 «coroas». Suponhamos também que colocamos a hipótese de que a probabilidade de sair «caras» ou «coroas» é igual. Estamos, assim, interessados em tentar avaliar com que probabilidade se poderia obter, com 8 lançamentos, o resultado alcançado. Se tivermos um gerador de números aleatórios que produz zeros e 1 com probabilidades iguais, podemos simular os 8 lançamentos da moeda e repetir, por exemplo mil vezes, a operação. Este procedimento que não exigiu o cálculo exacto das probabilidades permite-nos, no entanto, estimar a probabilidade de ocorrência da combinação em causa (6 «caras» vs. 2 «coroas»). É claro que este problema é muito simples e existem formas precisas para calcular a probabilidade associada com este resultado, com a hipótese de «caras» e «coroas» serem equiprováveis. O interesse do exemplo não reside no problema, mas apenas na possibilidade de ilustrar a técnica de simulação de uma forma simples. Com os computadores actuais a simulação deste problema pode ser conseguida em segundos, não sendo portanto o tempo um factor seriamente limitante.

Obviamente que a qualidade de um teste deste tipo depende, de forma decisiva, da boa qualidade do gerador de números aletórios utilizado. Actualmente existe um grande número de algoritmos, alguns deles já bem testados, para produzir números pseudo-aleatórios, e estão disponíveis testes estatísticos para avaliar as poten-

(*) Instituto Superior de Psicologia Aplicada. Unidade de Investigação em Eco-Etologia, ISPA.

ciais distorções do gerador (Morgan, 1984; Schildt, 1990). Se o gerador foi desenhado para produzir números com uma distribuição uniforme é importante conhecer até que ponto os diferentes valores possíveis estão, igualmente, bem representados em amostras suficientemente grandes. Torna-se igualmente importante evitar que o gerador produza uma sequência periódica curta, por exemplo que os números se sucedam em sequências repetidas de 4, 5, dez ou vinte números. É de facto importante que a ordem com que cada número é produzido possa ser considerada, pelo menos para efeitos práticos, como aleatória (i.e. cada número é independente dos números que o precederam). Por exemplo, um gerador concebido para produzir com igual probabilidade números entre zero e 9 e que gerasse repetidamente grupos de números altos, por exemplo 7, 8 e 9, alternados com grupos de números baixos, seria um mau gerador, mesmo que a frequência dos diferentes números fosse compatível com uma distribuição uniforme.

Estas considerações têm que ser feitas, porque na prática um computador não produz números verdadeiramente aleatórios mas apenas números pseudo-aleatórios que se aproximem suficientemente daquilo que seria uma amostra de números aletórios, para os poder substituir numa aplicação prática.

A literatura existente sobre estatística de simulação é já hoje muito vasta e não se pretende com este artigo tentar sequer fazer uma síntese da situação actual. Propomo-nos apenas ilustrar com alguns exemplos as potencialidades da estatística de simulação e mostrar como um investigador, que domine minimamente uma linguagem de programação, pode, com razoável facilidade, produzir testes para situações específicas, para as quais não existem soluções nos programas estatísticos habituais.

UM EXEMPLO: A ANÁLISE DE TABELAS DE CONTINGÊNCIA

Um dos problemas muito comuns nas ciências do comportamento é dispormos de um sistema de 2 classificações qualitativas de um conjunto de entidades pretendendo-se averiguar até que ponto a distribuição dos 2 grupos de características é independente. Suponhamos no caso mais simples que queríamos investigar até que ponto a preferência por duas profissões é dependente do sexo. Tipicamente um problema desta natureza envolve a análise de uma tabela de contingência de 22, sobre a qual se realiza um teste de independência, recorrendo à estatística de X^2 ou à estatística G (Sokal & Rohlf, 1994). Acontece que a distribuição de χ^2 é de uso problemático ou mesmo inadequada, se a tabela envolve frequências esperadas muito baixas (i.e. inferiores a 4) ou nulas (i.e. zeros), variando a opinião dos autores sobre a percentagem de zeros ou de frequências esperadas muito baixas que se podem aceitar numa tabela deste tipo (ver Glantz, 1992).

Estabrook e Estabrook (1989) desenvolveram um programa para a análise de tabelas de contingência recorrendo a processos de simulação em que não existem as restrições acima expostas. Este programa tem ainda a vantagem adicional de permitir, no caso das variáveis da tabela não serem independentes, determinar quais as células que diferem significativamente do que se poderia esperar ao acaso, oferecendo assim algo equivalente a um teste a posteriori. O programa está actualmente implementado para a análise de tabelas com um máximo de 1010 e com um número máximo de valores observados por célula inferior a mil (i.e. 999). O programa original[1], escrito em Turbo Pascal, pode facilmente ser modificado para tabelas de maiores dimensões.

O método proposto por Estabrook e Estabrook (1989; ACTUS: *analysis of contingency tables using simulations*), aplica-se a tabelas bidimensionais, e consiste na geração de mil tabelas de valores simulados cada uma com um total igual ao da tabela de valores observados, mas em que as frequências de linhas e de colunas são independentes. De seguida o computador conta o número de tabelas simuladas que possuem entradas maiores ou menores do que as entradas respectivas na tabela de dados observados. O número de casos em cada uma das mil tabelas simuladas é igual ao número de casos da tabela de valores

[1] O programa ACTUS pode ser obtido gratuitamente a partir de Estabrook e Estabrook (1989), que encorajam a sua difusão livre.

observados. A probabilidade com que cada caso é aleatoriamente colocado nas tabelas de simulação numa linha, é proporcional à frequência de casos observados nessa linha; independentemente, cada caso é colocado numa coluna com uma probabilidade proporcional à frequência com que os casos observados aparecem nessa coluna. Deste modo, para as situações em que a hipótese nula não se poder rejeitar com os dados observados as entradas das tabelas simuladas vão ser maiores ou menores do que as entradas da tabela de valores observados em igual proporção. Assim, o programa ACTUS tem como procedimento simular, contar e comparar dados de uma forma que avalia a probabilidade da distribuição observada se dever ao acaso. Adicionalmente, este procedimento permite identificar quais as células com entradas demasiado grandes ou demasiado pequenas para serem consistentes com a hipótese nula, e desta forma focaliza quais os casos responsáveis pela rejeição da hipótese nula.

Exemplo 1. No estudo das relações de dominância entre os membros de um grupo podemos estar interessados em avaliar o estatuto social dos indivíduos, com base no número de vitórias e de derrotas de cada um nas interacções agonísticas em que participou. No presente exemplo vamos utilizar os dados da matriz de dominância apresentada por Appleby (1983) para um grupo de machos jovens de veados (*Cervus elaphus*) da Ilha de Rhum. A partir da referida matriz de dominância construímos uma tabela de contingência de 27, tendo em linhas o número de vitórias (V) e o número de derrotas (D), e em colunas os diferentes indivíduos que compõem o grupo (Tabela 1).

Para testarmos se o número de vitórias e de derrotas é independente da identidade de cada elemento do grupo, recorremos ao teste de independência por simulação ACTUS. Este programa começa por calcular os valores esperados se as linhas e as colunas fossem independentes a partir dos totais marginais (ver Tabela 2), e os desvios entre os valores observados e os esperados, baseado nos quais é calculado um valor de X^2 de 38.214 com 6 graus de liberdade para os 166 casos. Até este ponto o programa limitou-se a utilizar uma rotina convencional de cálculo de um valor de X^2 para uma tabela de contingência de RC. Chama-se a atenção para a existência no nosso exemplo de 4 células com valores esperados inferiores a 4, o que representa aproximadamente 29% das células. Tal facto, afecta a aproximação da distribuição da estatística X^2 a uma distribuição de χ^2, retirando significado à probabilidade que lhe é associada (i.e. invalida a leitura do p). Com o ACTUS podemos avaliar a significância do χ^2 calculado recorrendo à simulação do 1000 tabelas de acordo com o procedimento já exposto acima. Com base nestas simulações verificamos que os valores de X2 calculados para as tabelas simuladas igualaram ou excederam o valor de X2 calculado para a tabela original (Tabela 1), que foi de 38.214, zero vezes em mil. Ou seja, o valor de χ^2 calculado para a nossa tabela de frequências observadas tem um nível de significância inferior a 0.001 (i.e. p=0.000 para as mil simulações).

Este resultado leva-nos a rejeitar a hipótese nula que postulava ser o número de vitórias e de derrotas independente da identidade dos animais,

TABELA 1

Frequências observadas de vitórias e de derrotas para os 7 indivíduos de um grupo de veados estudado por Appleby (1983)

	BST4	COC4	CR14	GRE4	RG14	TA24	TR34
V	30	13	0	0	5	29	6
D	12	23	7	6	17	11	7

TABELA 2

Frequências esperadas segundo a hipótese de independência entre linhas e colunas

	BST4	COC4	CR14	GRE4	RG14	TA24	TR34	Total de linhas
V	21	18	3.5	3	11	20	6.5	83
D	21	18	3.5	3	11	20	6.5	83
Total de colunas	42	36	7	6	22	40	13	166

TABELA 3

Serão os valores pequenos surpreedentemente pequenos? Em cada célula apresenta-se o número de vezes em mil que o valor simulado dessa célula não excedeu o valor observado respectivo. Os valores baixos são significâncias unicaudais

	BST4	COC4	CR14	GRE4	RG14	TA24	TR34
V	988	125	24	44	38	984	520
D	27	897	976	962	975	28	691

mas não nos indica quais os indivíduos que apresentam um número de vitórias ou de derrotas significativamente alto. Esta informação também pode ser obtida pelo ACTUS que nos fornece, a partir das mil tabelas simuladas, tabelas com o número de vezes em mil que o valor simulado para cada célula não excedeu o valor observado para a mesma célula – valores significativamente baixos (Tabela 3); bem como o caso contrário, isto é tabelas com o número de vezes em mil que o valor observado para cada célula não excedeu o valor simulado para a mesma célula – valores significativamente altos (Tabela 4).

A partir das Tabelas 3 e 4 podemos afirmar que os indivíduos BST4 e TA24 apresentam um número de vitórias significativamente superior ao simulado (p= 0.022 e p= 0.024 respectivamente) e um número de derrotas significativamente inferior ao simulado (p= 0.027 e p= 0.028 respectivamente). Do mesmo modo os indivíduos CR14, GRE14 e RG14 apresentam um número de vitórias significativamente inferior ao simulado (p= 0.024, p= 0.044 e p= 0.038 respectivamente) e um número de derrotas significativamente superior ao simulado (p= 0.054, p= 0.093 e p= 0.05 respectivamente). Finalmente os indivíduos COC4 e TR34 não apresentam valores observados significativamente diferentes dos simulados.

Assim, o ACTUS permitiu-nos não só concluir que o sucesso nas interacções agonísticas depende da identidade dos participantes, mas também inferir sobre quais são os indivíduos dominantes do grupo (i.e. que vencem a maioria das interacções em que participam: BST4 e TA24), quais são os subordinados (i.e. que perdem a maioria das interacções em que participam: CR14, GRE14 e RG14) e quais possuem um estatuto social intermédio (i.e. que

TABELA 4

Serão os valores altos surpreedentemente altos? Em cada célula apresenta-se o número de vezes em mil que o valor observado dessa célula não excedeu o valor simulado respectivo. Os valores baixos são significâncias unicaudais

	BST4	COC4	CR14	GRE4	RG14	TA24	TR34
V	22	918	1000	1000	985	24	653
D	983	147	54	93	50	989	443

têm um número de vitórias e de derrotas que não diferem significativamente: COC4 e TR34).

OUTRO EXEMPLO: A REALIZAÇÃO DE TESTES DE ADERÊNCIA

No decurso de trabalhos de investigação na Unidade de Investigação em Eco-Etologia (UIE) surgiu várias vezes a necessidade de realizar um teste de ajustamento e ao mesmo tempo identificar as classes que contribuem significativamente para as eventuais diferenças entre valores observados e esperados.

Um teste deste tipo aplica-se quando temos uma hipótese que prevê uma certa distribuição de valores esperados para diferentes classes, e se pretende testar até que ponto as frequências observadas diferem ou não desse modelo.

Suponhamos que queríamos testar a hipótese da existência de segregação entre os sexos na maneira como as crianças ocupam livremente as carteiras de pares na sala de aula. Seriam possíveis três classes de ocorrências: pares de rapazes, pares de raparigas e pares mistos. Conhecendo a proporção dos sexos na turma em questão poderíamos calcular quais as frequências esperadas para cada tipo de par, se as crianças se associassem ao acaso no que diz respeito ao sexo. A comparação dos valores observados com os valores esperados podería eventualmente revelar desvios a este modelo nulo. Tradicionalmente recorrer-se-ia a um teste de ajustamento baseado na estatística X^2 ou na estatística G para resolver este problema. No entanto, teríamos de novo problemas com a existência de frequências esperadas baixas e não poderíamos afirmar com certeza quais as classes em que os desvios entre o valor observado e o esperado são significativos.

Para responder a este problema construímos um teste baseado em processos de simulação, cujo racional não difere do descrito no exemplo anterior, restringindo-se apenas a um único sistema de classificação.

A lógica deste teste é muito simples e pode sintetizar-se do seguinte modo. Com base nas frequências esperadas foram gerados números aleatórios assumindo uma distribuição uniforme variando de zero a n-1, sendo n = soma dos valores observados. Quando um número aleatório cai dentro dos limites de cada classe de valores esperados esta classe é incrementada uma unidade. Este procedimento é repetido até que n casos tenham sido atribuídos às classes respectivas, simulando-se assim uma amostra de valores aleatórios com probabilidades proporcionais à cada classe de valores esperados. Para cada simulação foi calculado um X^2 de ajustamento entre os valores simulados e os esperados. Para cada teste repetem-se 1000 simulações destas num PC e o número de vezes em 1000 que o valor do X^2 simulado foi igual ou maior que o X^2 calculado para os valores observados vs. esperados foi utilizado para avaliar a significância do teste. Se por exemplo, o X^2 simulado superou o X^2 observado 20 vezes em 1000, a hipótese nula é rejeitada com uma probabilidade de 0.02.

O mesmo programa avalia ainda a significância dos desvios entre os valores observados e esperados de cada classe através do número de vezes em 1000 que o valor simulado para essa classe não excedeu o valor observado para valores significativamente elevados, e vice-versa para valores significativamente baixos.

Em anexo apresenta-se o código em linguagem C deste programa (ADERSIM, V.C. Almada ©) que assim se declara do domínio público podendo ser compilado por todos os interessados.

Exemplo 2. Num estudo sobre a organização social de grupos de um peixe ciclídeo (*Oreochromis mossambicus*) em cativeiro, pretende-se averiguar o efeito do sexo dos participantes (i.e. macho-macho, fêmea-fêmea, macho-fêmea) na distribuição das interacções agonísticas (Oliveira, 1995; Oliveira & Almada, 1996). Para tal recorreu-se à utilização de um teste de ajustamento com estatística de simulação (ADERSIM). As frequências esperadas (E) para cada classe, de acordo com um modelo aleatório, são estimadas de acordo com a fórmula:

$$E_i = n\, d_i / D$$

em que: n = número total de observações (i.e. o somatório dos valores observados no conjunto das três classes); di=número de díades possíveis para a classe i; D=número total de díades no grupo. Por exemplo, num grupo de 6 indivíduos com 3 machos e 3 fêmeas e no qual se observou um total de 10 interacções agonísticas, seriam calculadas as seguintes frequências esperadas para cada classe:

$$E_{macho\text{-}macho} = 10 \quad 3/15 = 2$$

$$E_{fêmea\text{-}fêmea} = 10 \quad 3/15 = 2$$

$$E_{macho\text{-}fêmea} = 10 \quad 9/15 = 6$$

Imagine-se que as frequências observadas haviam sido 7, 2 e 1 respectivamente para as classes macho-macho, fêmea-fêmea e macho-fêmea.

Ao inicializarmos o programa é-nos perguntado qual o número de classes, e quais os valores observados e esperados para cada uma das classes (Figura 1).

Após a introdução dos dados o programa calcula o X^2 e o número de vezes que ele foi excedido ou igualado em mil simulações. De seguida o programa indica para cada uma das classes quantas vezes em mil o valor simulado para essa classe foi maior ou igual ao observado, e quantas vezes foi menor ou igual ao observado (Figura 2).

Com base nestes dados podemos concluir que a distribuição das interacções agonísticas é dependente do sexo dos participantes, com um nível de significância de 0.001, uma vez que em mil simulações o X^2 calculado é apenas excedido uma vez ($\chi 2$ = 16.7, g.l. = 2 , p= 0.001). Podemos ainda verificar que as classes responsáveis por este resultado são as díades macho-macho, nas quais se observa um número de interacções agonísticas significativamente superior ao

FIGURA 1
Aspecto visual da interface do programa ADERSIM com os dados do exemplo 2 referido no texto

```
C:\ADERSIM

Qual o número de classes? 3
Classe 1 valor observado 7
Classe 2 valor observado 2
Classe 3 valor observado 1
Classe 1 valor esperado 2
Classe 2 valor esperado 2
Classe 3 valor esperado 6
```

FIGURA 2
***Output* do programa ADERSIM para os dados do exemplo 2 referido no texto**

O valor de qui-quadrado é 16.6667 para 2 graus de liberdade

foi excedido ou igualado 1 vezes em mil situações

indicam-se em seguida para cada classe, quantas vezes em 1000 o valor simulado para classe foi >= que o valor observado, coluna da esquerda ou <= coluna da direita

classe 1	0	1000
classe 2	648	642
classe 3	1000	4

esperado (7 vs. 2, $p < 0.001$), e as díades macho-fêmea, nas quais se observa um número de interacções agonísticas significativamente inferior ao esperado (1 vs. 6, $p = 0.004$). Repare-se que o nível de significância destas diferenças pode ser estimado directamente a partir do número de vezes em mil que o valor estimado foi maior ou igual que o observado, para valores observados significativamente elevados; ou menor ou igual que o observado, para valores significativamente baixos.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Estes exemplos, como já se disse, não têm a pretensão de cobrir as vastíssimas possibilidades da estatística de simulação. Mostram apenas como, com um pouco de programação acessível a um não especialista, se podem conceber muitas vezes testes simples, adaptados às necessidades específicas de um determinado tipo de investigação.

REFERÊNCIAS

Appleby, M. C. (1983). The probability of linearity in hierarchies. *Animal Behaviour, 31*, 600-608.

Estabrook, C.B., & Estabrook, G.F. (1989). ACTUS: a solution to the problem of small samples in the analysis of two-way contingency tables. *Historical Methods, 22*, 5-8.

Glantz, S. A. (1992). *Primer of biostatistics*, 3rd. ed. New York: Mc-Graw Hill

Morgan, B. J. T. (1984). *Elements of simulation – Texts in statistical science.* London: Chapman & Hall.

Oliveira, R. F. (1995). *Etologia social e endocrinologia comportamental da Tilápia* Oreochromis mossambicus *(Teleostei, Cichlidae).* Tese de Doutoramento, Universidade de Lisboa.

Oliveira, R. F., & Almada, V. C. (1996). Dominance hierarchies and social structure in captive groups of the Mozambique tilapia *Oreochromis mossambicus* (Teleostei, Cichlidae). *Ethology Ecology & Evolution, 8*, 39-55.

Schildt, H. (1990). *Advanced Turbo C*, 2nd ed. New York: McGraw-Hill.

Sokal, R., & Rohlf, J. (1994). *Biometry*, 3rd. ed. San Francisco: W.H. Freeman.

Watson, H.J., & Blackstone Jr., J.H. (1989). *Computer simulation*, 2nd ed. New York: John Wiley & Sons.

RESUMO

Neste artigo discutimos sucintamente as potencialidades da estatística de simulação nas ciências do comportamento. São apresentadas duas aplicações: uma desenvolvida por Estabrook e Estabrook (1989) para a análise de tabelas de contingência e uma outra desenvolvida na nossa unidade de investigação para testes de verosimilhança. Ambos os procedimentos superam os problemas de valores esperados baixos que limitam o uso da estatística X^2 em muitas circunstâncias, e oferecem ainda a possibilidade de se avaliar a significância de células/classes específicas.

Palavras-chave: Estatística de simulação, Tabelas de contingência, Testes de aderência, Dominância social.

ABSTRACT

In this paper we discuss briefly the potential of simulation statistics in the behavioural sciences. We present two applications: one developed by Estabrook and Estabrook (1989) for the analysis of contingency tables and another developed in our research unit for goodness-of-fit tests. Both procedures overcome the problems of low expected values that limit the use of X^2 statistic in many ciscunstances, and offer the possibility of assessing the significance of specific cells/ /classes.

Key words: Contingency tables, Goodness-of-fit tests, Simulation statistics, Social dominance.

A N E X O

Código em linguagem C do programa ADERSIM.

```
/*Escrito por V¡tor Almada 1994*/

#include <stdio.h>
#include <time.h>
#include <stdlib.h>
#include <math.h>
#include <dos.h>

long int n;
float y;

float ran1(void)
{
static long int a=100001;
a = (a*125) % 2796203;
n=a;

return (float) a/2796203;
}
float ran2()
{
static long int a=1;
a = (a*32719+3) % 32749;
n=a;

return (float) a / 32749;
}
int starter()
{
int i,vezes;

vezes=random(100);
for(i=0;i<vezes;i++)
{

ran1();
```

```
ran2();

}
return 0;

}

int altern()
{
static int i;
      if(i==0)
{
y=ran1();

i++;
goto fim;
}

if(i==1)
{
y=ran2();

i=0;
goto fim;
}
fim:

return 0;
}


int gerador()
{
static int counter=0;

if(counter==0)

starter();
counter++;

ran1();



return 0;
}

long double esperados[100],observados[100],sum[100],quisquare,quissim;
long double totesper,totobser,simulados[100];
long x;
```

```
int i,nclasses,quiparcial,excess[100],deficit[100];
int entrada()
{
char inbuf[30];

totobser=totesper=0;
clrscr();
quantas:

printf("qual o número de classes?\n");
gets(inbuf);
sscanf(inbuf,"%d",&nclasses);
if(nclasses<2)
{
printf("erro!  tem de haver no mínimo duas classes\n");
goto quantas;
}

ciclobserv:

for(i=0;i<nclasses;i++)
{
printf("classe %d      valor observado",i+1);
gets(inbuf);
sscanf(inbuf,"%Lf",&observados[i]);
totobser+=observados[i];

}

for(i=0;i<nclasses;i++)
{
entradadeesperados:

printf("classe %d      valor esperado",i+1);
gets(inbuf);
sscanf(inbuf,"%Lf",&esperados[i]);
if(esperados[i]<=0)
{

printf("os valores esperados n„o podem ser nulos ou negativos!\n");
goto entradadeesperados;
}

totesper+=esperados[i];

}
```

```
if(abs(totobser-totesper)>.1)
{
printf("erro!  somas dos valores esperados e observados não coincidem\n");
totobser=totesper=0;

goto ciclobserv;
}

return 0;
}
int simulations()
{

int count;
long double acumul,loop;
                    long store;

store=totesper*10;


randomize();
quisquare=0;
acumul=0;

for(i=0;i<nclasses;i++)
{
quisquare+=(observados[i]-esperados[i])*(observados[i]-esperados[i])/esperados[i];
acumul+=esperados[i];
sum[i]=acumul;

simulados[i]=excess[i]=deficit[i]=0;

}
quiparcial=0;
quissim=0;
for(count=0;count<1000;count++)
{
loop=totesper;
if(count%100==0)
printf("simulations= %d\n",count);

voltas:
if(totesper*10<32765)

x=random(totesper*10);
if(totesper*10>=32765)
{
gerador();
x=n%store;
}
```

```
for(i=0;i<nclasses;i++)
{
if(x<(sum[i]*10))

{
 simulados[i]++;
i=nclasses;

}
}

loop--;
if(loop>0)
goto voltas;
for(i=0;i<nclasses;i++)
{

if(simulados[i]>=observados[i])
excess[i]++;
if(simulados[i]<=observados[i])
deficit[i]++;

quissim+=(simulados[i]-esperados[i])*(simulados[i]-esperados[i])/esperados[i];
simulados[i]=0;

}


if(quissim>=quisquare)
quiparcial++;

quissim=0;

}
return 0;
}
int resultados()
{
clrscr();

printf("o valor de quiquadrado é %Lg para %d graus de liberdade\n",quisquare,nclasses-1);
printf("foi excedido ou igualado %d vezes em mil simulações"es\n",quiparcial);
printf("indicam-se em seguida para cada classe, quantas vezes em 1000 o valor simulado\n");
printf("para classe foi >= que o valor observado, coluna da esquerda\n");
printf("ou <=   coluna da direita\n");
for(i=0;i<nclasses;i++)
{
printf(" classe %d  %d      %d\n",i+1,excess[i],deficit[i]);
}
```

```
return 0;
}
int main()
{
char c;
inicio:

entrada();
simulations();
resultados();

lastmessage:

printf("prima t para terminar ou n para novos testes\n");

c=getch();
c=toupper(c);
if(c=='N')
goto inicio;
if((c!='N')&&(c!='T'))
goto lastmessage;

return 0;
}
```