

# Appunti del corso di Affidabilità e Diagnostica dei Sistemi Elettrici

Andrea Cavallini, Gian Carlo Montanari  
DIE-Università di Bologna  
viale Risorgimento 2, 40136 Bologna  
[andrea.cavallini@mail.ing.unibo.it](mailto:andrea.cavallini@mail.ing.unibo.it)  
<http://limat.ing.unibo.it>

A.A 1999/2000

# Indice

<b>1</b>	<b>Calcolo delle probabilità</b>	<b>6</b>
1.1	Esperimento aleatorio . . . . .	6
1.2	Eventi e spazi rappresentativi . . . . .	6
1.3	Algebra degli eventi . . . . .	7
1.4	Probabilità . . . . .	9
1.5	Alcune conseguenze degli assiomi (1)-(3) . . . . .	10
1.5.1	Probabilità di $\emptyset$ . . . . .	10
1.5.2	Probabilità di $\bar{\mathcal{E}}$ . . . . .	10
1.5.3	Probabilità di $\mathcal{E} - \mathcal{F} = \mathcal{E}\bar{\mathcal{F}}$ . . . . .	10
1.5.4	Probabilità di $\mathcal{E} + \mathcal{F}$ . . . . .	11
1.6	Combinazioni di eventi equiprobabili: il campionamento . . . . .	13
1.6.1	Campionamento con reintroduzione . . . . .	17
1.6.2	Campionamento senza reintroduzione . . . . .	18
1.7	La legge dei grandi numeri . . . . .	19
<b>2</b>	<b>Indipendenza e dipendenza stocastica</b>	<b>20</b>
2.1	Probabilità condizionata . . . . .	20
2.2	Indipendenza stocastica . . . . .	21
2.2.1	Chain rule . . . . .	22
2.2.2	Esempi . . . . .	22
2.3	Numero di successi in esperimenti ripetuti . . . . .	24
2.4	Approssimazioni della distribuzione binomiale . . . . .	26
2.4.1	Il teorema di deMoivre Laplace . . . . .	26
2.4.2	Il teorema di Poisson . . . . .	27
2.5	Probabilità totale . . . . .	30
<b>3</b>	<b>Variabili aleatorie</b>	<b>32</b>
3.1	Il concetto di variabile aleatoria . . . . .	32
3.2	Eventi . . . . .	33
3.3	Funzioni di distribuzione . . . . .	34
3.4	Densità di probabilità . . . . .	37
3.4.1	Classificazione delle VA ed eventi delle VA continue . . . . .	37
3.4.2	Densità di probabilità . . . . .	39
3.4.3	VA discrete come caso particolare di VA continue . . . . .	39

3.4.4	VA miste . . . . .	40
3.5	Percentili . . . . .	40
3.6	Trasformazioni lineari . . . . .	41
3.7	Funzioni di uso comune . . . . .	42
3.7.1	Distribuzione normale (gaussiana) . . . . .	43
3.7.2	Distribuzione lognormale . . . . .	48
3.7.3	Distribuzione di Weibull . . . . .	50
3.7.4	Distribuzione esponenziale . . . . .	51
3.7.5	Distribuzione chi-quadro . . . . .	52
3.7.6	Legge di probabilità , di Student . . . . .	53
3.7.7	La distribuzione $F$ di Snedecor . . . . .	54
3.8	Distribuzioni condizionate . . . . .	54
3.9	Appendice 1: L'impulso di Dirac e derivata generalizzata . . . . .	57
3.9.1	Definizione . . . . .	57
3.9.2	Derivata di funzioni con discontinuitá . . . . .	59
3.10	Appendice 2: Tavole della distribuzione normale . . . . .	60
3.11	Appendice 3: Tavole della distribuzione chi-quadro . . . . .	63
<b>4</b>	<b>Variabili aleatorie bivariate</b>	<b>65</b>
4.1	Eventi . . . . .	65
4.2	Distribuzione e densitá di probabilitá . . . . .	66
4.3	Distribuzioni marginali . . . . .	66
4.4	Variabili aleatorie congiuntamente normali . . . . .	69
4.5	Indipendenza stocastica . . . . .	69
4.6	Alcune funzioni di VA doppie . . . . .	70
4.6.1	Somma di due variabili aleatorie . . . . .	70
4.6.2	Differenza di due VA . . . . .	72
4.6.3	Massimo di due VA . . . . .	73
4.6.4	Minimo di due VA . . . . .	74
4.7	Distribuzioni condizionate . . . . .	75
4.7.1	Variabili aleatorie congiuntamente normali . . . . .	77
<b>5</b>	<b>Momenti di una variabile aleatoria</b>	<b>79</b>
5.1	Previsione di una variabile aleatoria . . . . .	79
5.1.1	Previsione di una sequenza di dati . . . . .	79
5.1.2	Comportamento asintotico: il valore atteso e media . . . . .	80
5.1.3	La probabilitá come valore atteso . . . . .	82
5.1.4	Esistenza del valore atteso . . . . .	82
5.1.5	Linearitá del valore atteso . . . . .	83
5.1.6	Altre misure di intensitá . . . . .	83
5.2	Momenti del secondo ordine di VA univariate: varianza . . . . .	84
5.3	Il lemma di Tchebycheff . . . . .	86
5.4	Altre misure di dispersione . . . . .	88
5.5	Momenti di ordine superiore a 2 . . . . .	88

5.6	Momenti del secondo ordine di VA doppie: covarianza . . . . .	89
5.6.1	Trasformazioni lineari . . . . .	92
5.7	Il teorema del limite centrale . . . . .	94
5.8	Valore atteso e varianza condizionati . . . . .	96
<b>6</b>	<b>Affidabilità</b> . . . . .	<b>99</b>
6.1	Generalità sul guasto . . . . .	99
6.2	Sistemi non riparabili . . . . .	101
6.2.1	Funzioni affidabilistiche empiriche . . . . .	103
6.2.2	Il tasso di guasto istantaneo . . . . .	104
6.2.3	Parametri affidabilistici . . . . .	106
6.3	Tasso di guasto per componenti elettronici . . . . .	107
6.4	Generalità, concetto di missione . . . . .	110
6.5	Il diagramma affidabilistico . . . . .	110
6.6	Strutture semplici . . . . .	112
6.6.1	Sistemi di tipo serie . . . . .	112
6.6.2	Sistemi di tipo parallelo (ridondanza) . . . . .	112
6.6.3	Combinazione di strutture tipo serie e parallelo . . . . .	113
6.6.4	Influenza del modo di guasto dei dispositivi . . . . .	113
6.7	Strutture complesse . . . . .	116
6.7.1	Il metodo della probabilità totale . . . . .	116
6.7.2	Il metodo dello spazio degli stati . . . . .	117
<b>7</b>	<b>Disponibilità</b> . . . . .	<b>119</b>
7.1	Definizioni . . . . .	119
7.1.1	Analisi con le catene di Markov . . . . .	120
7.2	Analisi combinatoria . . . . .	121
7.2.1	Frequenza . . . . .	121
7.3	Analisi di sistemi serie/parallelo . . . . .	124
7.3.1	Sistemi con dispositivi a guasti indipendenti . . . . .	124
7.3.2	Sistemi con dispositivi a guasti dipendenti . . . . .	127
7.4	Ridondanza . . . . .	129
7.5	Analisi affidabilistica di un sistema di distribuzione radiale . . . . .	132
7.5.1	Considerazioni generali . . . . .	132
7.5.2	Criterio di guasto . . . . .	134
7.5.3	Sistema radiale semplice (1) . . . . .	135
7.5.4	Sistema radiale con selezione della linea di alimentazione esterna all'impianto. . . . .	138
7.5.5	Sistema radiale con selezione della linea di alimentazione alla sbarra di media tensione dell'utente. . . . .	141
7.5.6	Sistema radiale con selezione della linea di alimentazione al primario del trasformatore. . . . .	143
7.5.7	Sistema radiale con selezione della linea di alimentazione al secondario del trasformatore. . . . .	145

<b>8</b>	<b>Metodi empirici</b>	<b>147</b>
8.1	Stima empirica delle leggi di probabilità . . . . .	147
8.2	Percentili . . . . .	152
8.3	Carte probabilistiche . . . . .	152
8.4	Stima empirica di momenti e percentili . . . . .	154
8.4.1	Valore atteso . . . . .	154
8.4.2	Varianza . . . . .	155
8.4.3	Covarianza e correlazione empiriche . . . . .	155
8.4.4	Momenti . . . . .	156
<b>9</b>	<b>Stime puntuali</b>	<b>157</b>
9.1	Introduzione . . . . .	157
9.2	Proprietà degli stimatori . . . . .	157
9.3	Il metodo dei momenti . . . . .	161
9.4	Principio di massima verosimiglianza, ML . . . . .	163
9.4.1	Proprietà dello stimatore ML . . . . .	164
9.4.2	Stima ML della probabilità di un evento . . . . .	165
9.4.3	Stima dei parametri di una distribuzione normale . . . . .	166
9.4.4	Stima ML del tasso di guasto . . . . .	166
9.4.5	Stima dei parametri di una distribuzione di Weibull . . . . .	168
<b>10</b>	<b>Stime per intervalli</b>	<b>170</b>
10.1	Introduzione . . . . .	170
10.2	Quantità pivotali . . . . .	170
10.2.1	Il metodo della quantità pivotale . . . . .	173
10.3	Campionamento da una distribuzione normale . . . . .	174
10.3.1	Calcolo degli intervalli di confidenza per la media . . . . .	174
10.3.2	Varianza . . . . .	176
10.3.3	Rapporto di varianze . . . . .	176
10.4	Il metodo statistico . . . . .	177
10.5	Intervallo di confidenza per la probabilità . . . . .	179
10.5.1	Calcolo mediante l'approssimazione normale . . . . .	181
10.6	Intervallo di confidenza per $\lambda$ di una distribuzione esponenziale . . . . .	182
<b>11</b>	<b>Verifica delle ipotesi</b>	<b>185</b>
11.1	Introduzione . . . . .	185
11.2	Ipotesi parametriche . . . . .	185
11.2.1	Esempio di test per la media . . . . .	188
11.2.2	Ipotesi semplici e composte . . . . .	189
11.3	Test bidirezionali . . . . .	192
11.3.1	Intervalli di confidenza . . . . .	193
11.4	Test unidirezionali . . . . .	194
11.4.1	Intervalli di confidenza . . . . .	194
11.5	Test sulla media . . . . .	195

11.5.1	Test bidirezionale . . . . .	195
11.5.2	Test unidirezionali . . . . .	197
11.6	Test sulla varianza per distribuzioni normali . . . . .	198
11.7	Test sul rapporto delle varianze per distribuzioni normali . . . . .	198
11.7.1	Test bidirezionali . . . . .	198
11.7.2	Test unidirezionali . . . . .	199
11.8	Test su due medie . . . . .	199
11.8.1	Varianze identiche . . . . .	199
11.8.2	Varianze diverse . . . . .	200
11.9	Test bilaterali . . . . .	201
11.9.1	Test bilaterale sulla probabilità . . . . .	202
11.9.2	Test bilaterale su <i>MTBF</i> . . . . .	203
11.9.3	Test sequenziali . . . . .	205
11.10	Test non parametrici . . . . .	206
11.10.1	Test di adattamendo del chi quadrato . . . . .	206

# Capitolo 11

## Verifica delle ipotesi

### 11.1 Introduzione

La statistica ha campi di applicazione estremamente vari. Tuttavia, lo scopo finale delle analisi statistiche é quello di prendere decisioni. Ad esempio, si supponga che per garantire l'affidabilit  di un sistema uno dei componenti debba avere affidabilit  non inferiore ad  $R_0$ : in base alle prove affidabilistiche condotte in laboratorio come si decide se il componente prodotto da una certa industria pu  essere utilizzato o no?

Un altro tipo di decisione frequentemente richiesta   quella relativa alla legge di distribuzione di una certa variabile aleatoria. Ad esempio, i tempi di scarica di un dispositivo sono meglio descritti da una legge normale o da una distribuzione di Weibull?

Ipotesi come quella discussa nel primo esempio si dicono ipotesi parametriche, in quanto valutano la compatibilit  fra uno o pi  valori di un parametro ed i dati sperimentali. Ipotesi come quella del secondo esempio sono dette ipotesi non-parametriche in quanto, pur riferendosi ad un modello parametrico dei dati, non fanno riferimento ad alcun valore specifico di questi.

Inizieremo la presentazione delle metodologie di verifica delle ipotesi dalle ipotesi di tipo parametrico. Le ipotesi non-parametriche saranno trattate alla fine del capitolo, quando saranno presentati i test di chi-quadrato e di Kolmogorov-Smirnov.

### 11.2 Ipotesi parametriche

Generalizzando quanto detto nell'introduzione, la verifica di ipotesi parametriche consiste nel decidere se uno o pi  valori del parametro (nell'esempio discusso, l'affidabilit ) sono compatibili o meno con le osservazioni sperimentali. L'insieme dei valori del parametro di cui si intende verificare la compatibilit  con i dati sperimentali sar  indicato con  $\Theta_0$  (nell'esempio  $\Theta_0 = \{R : R \leq R_0\}$ ). L'ipotesi definita da  $\Theta_0$ , cio  l'ipotesi di cui si intende verificare la plausibilit , viene indicata come ipotesi nulla,  $H_0$ , e scritta, in termini matematici, come:

$$H_0 : \theta \in \Theta_0 \tag{11.1}$$

Si noti che, per fare test di ipotesi su pi  parametri simultaneamente,  $\theta$  deve essere considerato come un vettore contenente tutti i parametri su cui si intende fare il test. Ad esempio, se si intende fare un test su media e deviazione standard di una distribuzione, allora  $\theta = (\eta, \sigma)$ . Senza perdita di generalit , si assumer  qui che l'ipotesi  $H_0$  specifichi un unico valore per tutti i parametri della distribuzione. Ad esempio, per una distribuzione normale   possibile specificare  $H_0 : \theta = (\eta_0, \sigma_0)$ . Per una distribuzione di Weibull  $H_0 : \theta = (\alpha_0, \beta_0)$ .

Per progettare un test di ipotesi parametrico   necessario osservare che il campione dei dati disponibili  $(x_1, \dots, x_n)$  definisce un punto in uno spazio ad  $n$  dimensioni,  $\mathcal{X}$ , detto spazio dei campioni. Il risultato dell'esperimento pu , in generale, essere rappresentato come la realizzazione di una VA multivariata:

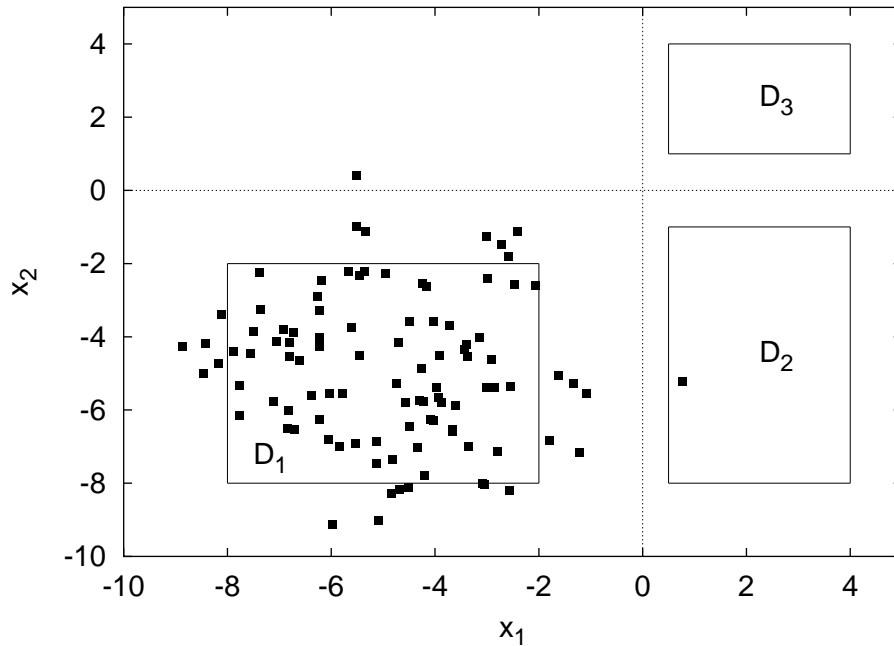


Figura 11.1: Distribuzione di punti sperimentali in un test di molteplicitá  $n = 2$  con  $\mathbf{x} \sim N(-5, 2)$ .

$$\mathbf{z} = (\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n) \quad (11.2)$$

cióe la realizzazione di un punto aleatorio nello spazio dei campioni. Ad esempio, per un esperimento consistente nell'estrazione di un campione di molteplicitá di ordine 2, i punti sperimentali possono essere raffigurati come punti in un piano cartesiano, le cui coordinate sono  $x_1$  ed  $x_2$ , rispettivamente. Si veda, ad esempio, la figura 11.1 che mostra i punti sperimentali ottenuti estraendo un campione di molteplicitá 2 da una distribuzione normale di parametri  $\eta_0 = -5$ ,  $\sigma_0 = 2$ .

I punti sperimentali, sotto l'ipotesi  $H_0$ , tenderanno ad addensarsi (maggiore densitá di probabilitá) in particolari regioni di  $\mathcal{X}$  e ad essere piú rarefatti in altre. Ad esempio, in figura 11.1 i punti sperimentali tendono ad addensarsi nelle regioni, come  $D_1$ , prossime al punto  $(-5, -5)$ , corrispondente ai valori medi dei punti sperimentali nel primo e secondo esperimento. Viceversa, nei domini rettangolari marcati con  $D_2$  e  $D_3$  si osservano un punto e zero punti, rispettivamente.

Un metodo, generale, per valutare se l'ipotesi  $H_0$  é accettabile o meno é definire due regioni nello spazio dei campioni,  $\mathcal{X}$ :

**Definizione 11.2.1 (Regione critica)** *Si definisce regione critica del test,  $X_C$ , l'insieme dei punti nello spazio dei campioni che, sotto l'ipotesi  $H_0$ , sono caratterizzati da bassa densitá di probabilitá*

**Definizione 11.2.2 (Regione di accettazione)** *E' definita regione di accettazione,  $X_A$ , il complementare della regione critica nello spazio dei campioni:*

$$X_A = \mathcal{X} - X_C$$

*E' una regione ad alta densitá di probabilitá per i punti campione.*

Se il punto sperimentale appartiene ad  $X_C$  l'ipotesi viene rifiutata, se appartiene ad  $X_A$  l'ipotesi viene accettata. Come regola generale, anche se  $H_0$  é verificata, i punti sperimentali tenderanno ad "entrare" nella



regione  $X_C$  con probabilità bassa ma non nulla ( $X_C$  é caratterizzata da una bassa densità di probabilità). E' quindi importante sottolineare che, anche se con bassa probabilità, l'ipotesi  $H_0$  può essere rifiutata pur essendo vera. Il rifiutare l'ipotesi  $H_0$ , per un test condotto secondo questo schema, non vuol dire escluderne in modo assoluto la validità, ma semplicemente asserire che i dati sperimentali supportano  $H_0$  con una probabilità estremamente bassa.

L'evento di rifiutare  $H_0$  é pertanto un evento aleatorio, caratterizzabile mediante opportuni valori di probabilità. In pratica, per determinare forma ed estensione della regione critica si deve imporre un limite alla frequenza con cui si rifiuta l'ipotesi  $H_0$  pur essendo vera. In altre parole, poiché quando  $\mathbf{x} \in X_C$  non si accetta  $H_0$ , allora é necessario definire  $X_C$  in modo che:

$$\Pr(\mathbf{x} \in X_C | H_0) = \alpha \quad (11.3)$$

e quindi progettare la regione critica in modo da limitare ad un valore prefissato  $\alpha$  la probabilità che il test non consideri accettabile l'ipotesi  $H_0$  pur essendo questa ipotesi verificata.

Evidentemente, la regione critica dipende dal valore di probabilità,  $\alpha$ , prescelto. A valori decrescenti di  $\alpha$  devono corrispondere regioni critiche di dimensione decrescente (tale discorso deve intendersi in senso qualitativo. Infatti, in generale sia la regione critica che quella di accettazione avranno, generalmente, estensione infinita). Pertanto, si definisce:

**Definizione 11.2.3 (Ampiezza del test)** *E' la probabilità,  $\alpha$ , con cui viene rifiutata  $H_0$ , pur essendo vera.*

Si noti la similitudine fra il problema di definire  $X_C$  e il problema di definire un intervallo di confidenza (in effetti, come sarà mostrato piú avanti, gli intervalli di confidenza sono utilizzati in modo estensivo nel test delle ipotesi). In entrambi i casi la soluzione non é univoca.

Si noti inoltre che, al momento, non é stato specificato cosa accade se  $H_0$  non si verifica. In generale, per potere definire completamente la regione critica si deve stabilire cosa accade quando  $H_0$  non si verifica. Si supponga, pertanto, che  $H_0$  non si verifichi ma che, al contrario, si verifichi l'ipotesi alternativa  $H_1$ . In analogia a quanto fatto precedentemente si assumerá, senza perdita di generalità, che l'ipotesi  $H_1$  specifichi valori alternativi a quelli specificati da  $H_0$  per tutti i parametri della distribuzione. Ad esempio, per una distribuzione normale é possibile specificare  $H_1 : \theta = (\eta_1, \sigma_1)$ .

Nell'effettuare un test di ipotesi é, pertanto, possibile commettere due tipi di errore:

**Definizione 11.2.4 (Errore di tipo I)** *Si commette un errore di tipo I quando  $H_0$  é vera, ma i dati misurati appartengono ad  $X_C$ . La probabilità di un errore di tipo I (ampiezza del test) é indicata con  $\alpha$  e vale:*

$$\alpha = \int_{X_C} f(x | H_0) dx \quad (11.4)$$

**Definizione 11.2.5 (Errore di tipo II)** *Si commette un errore di tipo II quando é vera l'ipotesi alternativa  $H_1$ , ma i dati misurati appartengono ad  $X_A$ . La probabilità di un errore di tipo II é indicata con  $\beta$  e vale:*

$$\beta = \int_{X_A} f(x | H_1) dx \quad (11.5)$$

Evidentemente, una regione critica ottima é tale che la probabilità di errori di tipo I (ampiezza del test) é pari a quella assegnata, e la probabilità di errori di tipo II é minima. E' tuttavia importante osservare che la scelta dell'ipotesi alternativa cambia in modo significativo la probabilità di errori di tipo II e, generalmente, anche la forma della regione critica. Si tenga conto, infine, che non é possibile minimizzare  $\alpha$  e  $\beta$  simultaneamente.

### 11.2.1 Esempio di test per la media

Per fissare le idee, si assuma di volere fare l'ipotesi  $H_0 : \eta = \eta_0 = 10$  sul valore atteso di una variabile aleatoria  $\mathbf{x}$ , distribuita secondo una legge normale di cui è nota la deviazione standard,  $\sigma = 0.75$ . Si consideri come ipotesi alternativa,  $H_1 : \eta = \eta_1 = 13$ . Il test è basato inizialmente su un campione di 2 osservazioni di  $\mathbf{x}$ . Quindi si considereranno i casi  $n = 100$  ed  $n = 1000$ . La ampiezza del test sia  $\alpha = 0.05$ .

Poiché la combinazione lineare di variabili aleatorie normali è una variabile aleatoria normale, allora il valore medio di  $\mathbf{x}$ ,  $\bar{\mathbf{x}}$ , è una VA che segue una legge normale, indipendentemente dalla dimensione del campione. Tale legge è:  $N(\eta, \sigma/\sqrt{n})$ , essendo  $n$  la dimensione del campione. Pertanto, la statistica:

$$\mathbf{t} = \sqrt{n} \frac{\bar{\mathbf{x}} - \eta_0}{\sigma}$$

ha distribuzione  $N(0, 1)$  se si verifica  $H_0$ . Se, alternativamente, il valore atteso di  $\mathbf{x}$  è,  $\eta_1$ , la statistica  $\mathbf{t}$  sarà distribuita secondo una distribuzione normale avente valore atteso pari a  $\sqrt{n}(\eta_1 - \eta_0)/\sigma$  e deviazione standard ancora uguale a 1. Per i dati numerici di questo esempio, il valore atteso della statistica quando si verifica  $H_1$  sarà  $\sqrt{n}(13 - 10)/0.75 = \sqrt{n}2.6$ .

La regione critica si determina (in questo caso a prescindere dall'ipotesi alternativa) nel modo seguente. Sia  $\alpha$  la ampiezza del test, cioè la probabilità di rifiutare il test se  $H_0$  è vera. Sia  $Z_{1-\alpha/2}$  il percentile della distribuzione normale normalizzata (o  $N(0, 1)$ ) alla probabilità  $1 - \alpha/2$ . Per i dati numerici forniti,  $Z_{1-\alpha/2} = 1.96$ . Tutte le sequenze per cui  $t < -Z_{1-\alpha/2}$  o  $t > Z_{1-\alpha/2}$  sono sequenze ottenibili quando  $H_0$  è vera. Tuttavia sono sequenze a bassa probabilità (pari, evidentemente, ad  $\alpha$ ). Si considera, pertanto, come regione di accettazione l'insieme di tutti i risultati campionari (punti in  $\mathcal{X}$ ) per cui:

$$-Z_{1-\alpha/2} \leq \mathbf{t} \leq Z_{1-\alpha/2}$$

che, in termini di valore medio, si traduce in:

$$\eta_0 - \sigma \frac{Z_{1-\alpha/2}}{\sqrt{n}} \leq \bar{\mathbf{x}} \leq \eta_0 + \sigma \frac{Z_{1-\alpha/2}}{\sqrt{n}}$$

Per i dati numerici forniti, la regione di accettazione è data dall'unione di tutti quei punti che forniscono un valore medio compreso in  $[8.96, 11.03]$  per  $n = 2$ , in  $[9.85, 10.147]$  per  $n = 100$  in  $[9.95, 10.04]$  per  $n = 1000$ . Si noti che, al crescere di  $n$ , la regione di accettazione (per quanto concerne la statistica  $\mathbf{t}$ ) si riferisce ad intervalli di ampiezza decrescente. Si noti inoltre che, per  $n = 2$ , l'ipotesi si accetta per quella regione di uno spazio bidimensionale compresa fra le rette:

$$x_1 + x_2 = \frac{2}{\sqrt{2}}\sigma Z_{1+\alpha/2} + 2\eta_0$$

$$x_1 + x_2 = -\frac{2}{\sqrt{2}}\sigma Z_{1+\alpha/2} + 2\eta_0$$

Pertanto, nel caso specifico di  $n = 2$  la regione di accettazione può essere facilmente graficata ed è rappresentata da una striscia compresa fra due rette inclinate di  $-\pi/4$ , come mostrato in 11.2. Nella figura 11.2 sono riportati, inoltre, i punti sperimentali ottenuti quando  $H_0$  è vera (rettangoli vuoti) e quando l'ipotesi alternativa  $H_1 : \eta = 13$  è vera (rettangoli pieni). La figura mostra come alcuni punti ottenuti quando  $H_0$  è vera siano esterni alla regione di accettazione e, dualmente, come alcuni punti ottenuti quando è vera  $H_1$  siano interni alla regione di accettazione. In tutti questi casi il risultato del test è errato.

Se è vera l'ipotesi alternativa cosa accade? Accade che tutte le sequenze di dati appartenenti alla regione di accettazione portano ad affermare che  $H_0$  è vera mentre è vera  $H_1$ . Quale frazione di queste prove darà un risultato non corretto? Poiché la statistica  $\mathbf{t}$  segue, in questo caso, la distribuzione normale avente valore atteso  $\sqrt{n}(\eta_1 - \eta_0)/\sigma$  con deviazione standard 1, la frazione di risposte non corrette sarà:

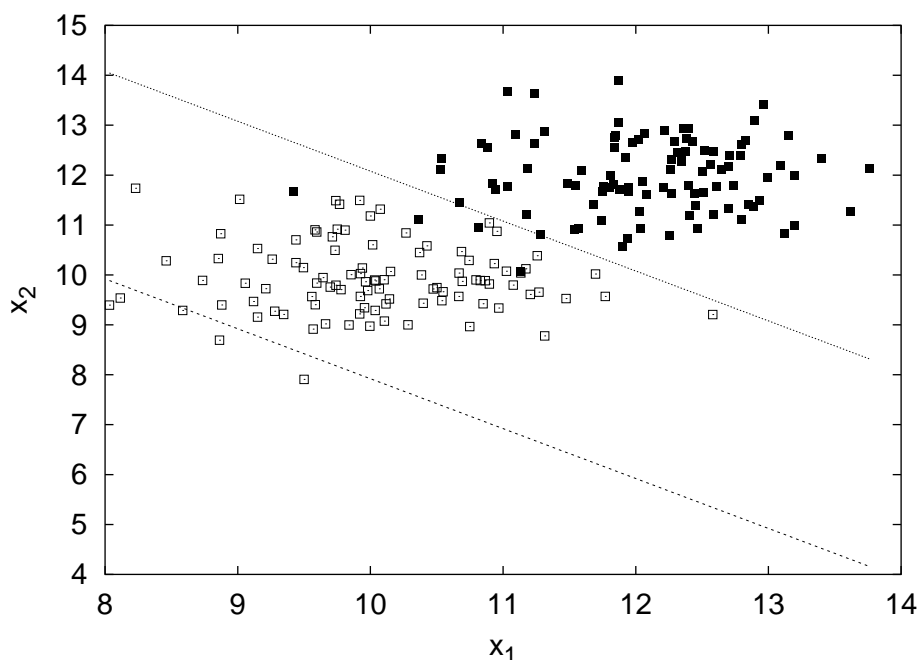


Figura 11.2: Rappresentazione della regione di accettazione per l'ipotesi  $H_0 : \eta = 10$ . Sono anche rappresentati alcuni punti sperimentali (quadrati vuoti) ottenuti quando  $H_0$  è vera, e alcuni punti sperimentali (quadrati neri), ottenuti quando  $H_1 : \eta = 13$  è vera.

$$\beta(\eta_1) = \Phi(Z_{1-\alpha/2} + \sqrt{n}(\eta_1 - \eta_0)/\sigma) - \Phi(-Z_{1-\alpha/2} + \sqrt{n}(\eta_1 - \eta_0)/\sigma)$$

Si noti che, come premesso, il test non stabilisce se l'ipotesi  $H_0$  è vera. Stabilisce semplicemente se, in base ai dati misurati, può essere considerata verosimile o meno.

### 11.2.2 Ipotesi semplici e composte

Fino a questo punto si è considerato che le ipotesi  $H_0$  ed  $H_1$  specificassero completamente la distribuzione di probabilità dei dati. Ciò, in realtà, accade raramente. Si consideri una distribuzione dipendente da un numero  $l$  di parametri. Si dice che l'ipotesi è semplice se specifica il valore di  $k = l$  parametri. L'ipotesi definisce pertanto un punto nello spazio dei parametri. Alternativamente, l'ipotesi si dice composta se specifica  $k < l$  parametri. Pertanto, l'ipotesi definisce una regione nello spazio dei parametri.

Gli esempi discussi in precedenza riguardavano ipotesi nulle semplici ed ipotesi alternative semplici. Per fare un esempio di ipotesi composta, si consideri una distribuzione normale di deviazione standard ignota. Il test:

$$H_0 : \eta = \eta_0$$

definisce una ipotesi nulla composta. Infatti il vettore  $\theta$  dei parametri può appartenere ad una regione dello spazio dei parametri  $\Theta_0 = (\eta_0, \sigma), \forall \sigma > 0$ . Si definisce  $k$  il numero di vincoli imposti dall'ipotesi,  $n - k$  il numero di gradi di libertà dell'ipotesi.

Ipotesi composte possono essere anche ipotesi del tipo  $\eta < \eta_0$ , cioè ipotesi in cui non si specifica completamente il parametro, ma solo un insieme di valori a cui può appartenere. Si definisce:

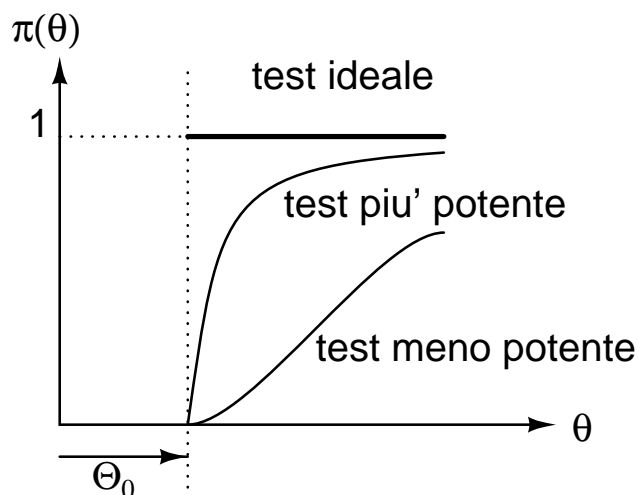


Figura 11.3: Confronto fra due test basato sulla funzione di potenza  $\pi$ .

**Definizione 11.2.6 (Test bidirezionale)** *Un test per cui:*

$$H_0 : \theta = \theta_0$$

$$H_1 : \theta \neq \theta_0$$

**Definizione 11.2.7 (Test unidirezionale sinistro)** *Un test per cui:*

$$H_0 : \theta \leq \theta_0$$

$$H_1 : \theta > \theta_0$$

**Definizione 11.2.8 (Test unidirezionale destro)** *Un test per cui:*

$$H_0 : \theta \geq \theta_0$$

$$H_1 : \theta < \theta_0$$

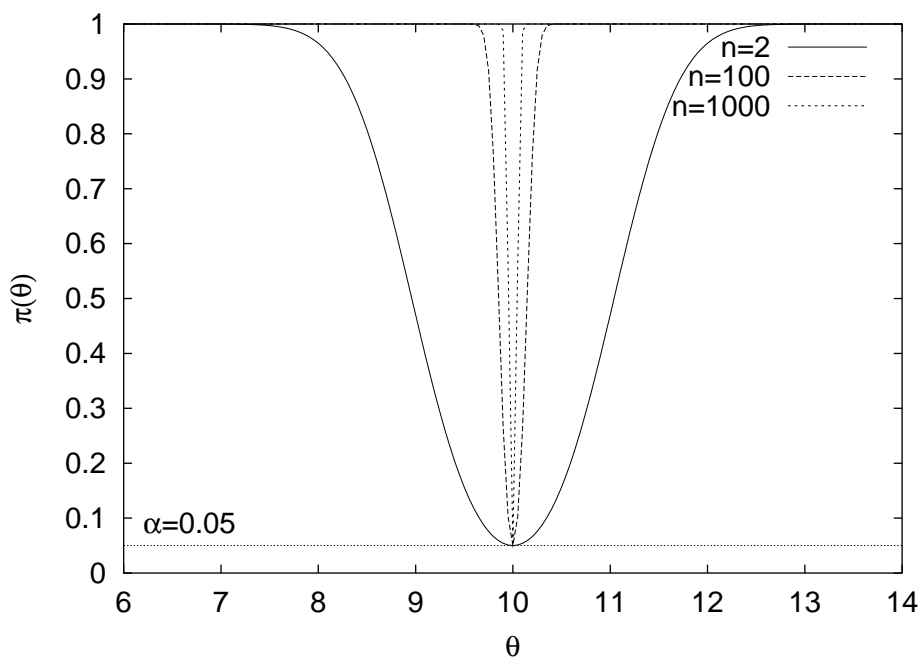
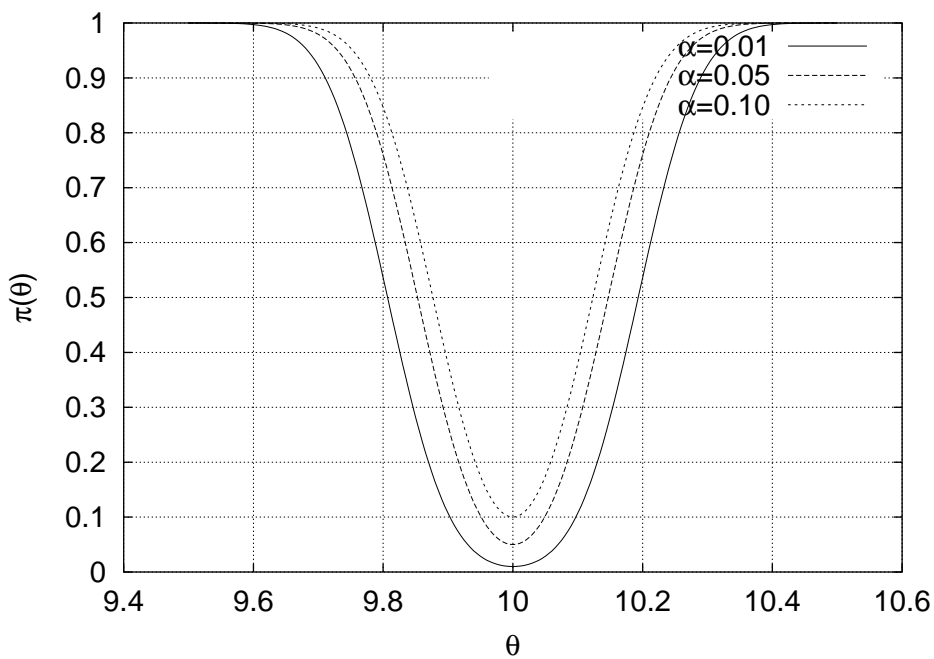
Quando l'ipotesi nulla è una ipotesi composta (ad esempio,  $\eta > \eta_0$ ,  $\Theta_0 = \{\eta : \eta > \eta_0\}$ ) allora la probabilità di errori di tipo I e di tipo II varia con il valore del parametro  $\theta$ . In questo caso si definisce:

**Definizione 11.2.9 (Ampiezza del test (ipotesi  $H_0$  composta))** *Poiché la probabilità di errori di tipo I dipende dal valore di  $\theta$ , cioè  $\alpha = \alpha(\theta)$ , l'ampiezza del test viene definita come:*

$$\alpha = \sup_{\theta \in \Theta_0} \alpha(\theta) \quad (11.6)$$

**Definizione 11.2.10 (Potenza del test)** *È la probabilità con cui l'ipotesi su  $H_0$  viene rifiutata quando è vera  $H_1$ . La potenza è funzione del parametro  $\theta$ :*

$$\pi(\theta) = \int_{X_C} f(x | \theta) dx = 1 - \beta(\theta) \quad (\theta \in \Theta_1) \quad (11.7)$$

Figura 11.4: Potenza del test discusso nell'esempio 11.2.1 in funzione di  $n$ , numerosità del campione.Figura 11.5: Potenza del test discusso nell'esempio 11.2.1 in funzione di  $\alpha$ , ampiezza del test.

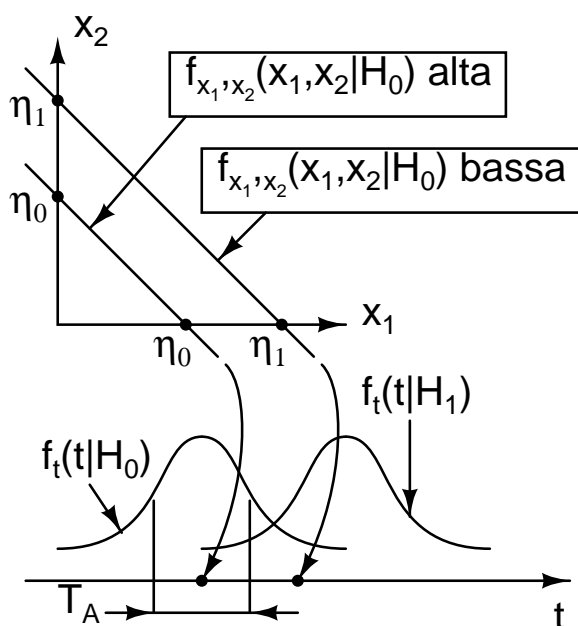


Figura 11.6: Una buona statistica deve mappare regioni ad alta densità di probabilità nello spazio dei campioni in regioni ad alta probabilità di  $t$  e, similmente, regioni a bassa densità di probabilità nello spazio dei campioni in regioni a bassa probabilità di  $t$  quando  $H_0$  è vera.  $T_A$ : regione accettazione.

La potenza del test è il parametro utilizzato per confrontare diversi test di uguale ampiezza e dipende dal valore del parametro,  $\theta_1$ , specificato dall'ipotesi alternativa  $H_1$ . Un test ideale dovrebbe avere  $\beta(\theta) = 1$  per ogni  $\theta \in \Theta_1$ . Tuttavia, poiché tale condizione ideale non sussiste mai, ci si limita a valutare su  $\Theta_1$  quale dei test è più potente, come ad esempio in figura 11.3.

Quando l'ipotesi nulla è semplice allora, idealmente, la potenza del test dovrebbe essere ovunque pari a 1, eccetto in  $\theta_0$  (dove non è definita). La figura 11.4, mostra la curva di potenza del test sulla media di una popolazione normale con varianza nota presentato nella sezione 11.2.1. Si noti come, al crescere della numerosità del campione la curva di potenza tende sempre più ad una curva ideale. Un test che goda di questa proprietà si dice consistente.

Si osservi, infine, che la scelta dell'ampiezza del test ha notevole influenza sulla funzione di potenza. Infatti, al diminuire dell'ampiezza del test (cioè al diminuire della probabilità di errori di tipo I) diminuisce la potenza del test (cioè aumenta la probabilità di errori di tipo II). Questo comportamento è illustrato nella figura 11.5, che mostra la potenza del test presentato nella sezione 11.2.1 per  $n = 100$  e per diversi valori dell'ampiezza del test.

Si definisce infine:

**Definizione 11.2.11 (Caratteristica operativa di un test)** *È la probabilità di accettare il test: pari ad  $1 - \alpha(\theta)$  se  $\theta \in \Theta_0$ , oppure  $\beta(\theta)$  se  $\theta \in \Theta_1$ .*

### 11.3 Test bidirezionali

Generalizzando quanto mostrato nell'esempio 11.2.1, un metodo standard per progettare un test è quello di definire una statistica  $\mathbf{t} = T(\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_n)$  (cioè una funzione dei dati nel campione) la cui distribuzione sia nota sotto l'ipotesi  $H_0$ . Qualitativamente, la funzione  $T$  deve mappare regioni ad alta densità di probabilità nello spazio dei campioni,  $\mathcal{X}$ , in regioni ad alta densità di probabilità di  $\mathbf{t}$  (che costituiranno la regione di accettazione,  $T_A$ ) e, similmente, regioni a bassa densità di probabilità in  $\mathcal{X}$  in regioni a bassa

densità di probabilità di  $t$  (che costituiranno la regione critica  $T_C$ ). Inoltre, quando è vera  $H_1$ , allora  $t$  dovrebbe assumere valori in  $T_A$  con una probabilità idealmente nulla. Ciò è mostrato, qualitativamente, nella figura 11.6, che illustra il comportamento della statistica  $t$  descritta nella sezione 11.2.1 per  $n = 2$ . La definizione di  $X_C$  si trasferisce sulla definizione di una regione critica per  $t$ . Per definire la regione critica della statistica, che si indicherà con  $T_C$ , ci si basa su  $f_t(t)$ . Uno dei modi più semplici è definire  $T_C$  come l'insieme di tutti i punti per cui la densità di probabilità di  $t$  è inferiore ad un valore critico assegnato:

$$T_C = \{t : f_t(t | H_0) \leq f_{\text{critico}}\} \quad (11.8)$$

### 11.3.1 Intervalli di confidenza

Una naturale scelta per la statistica  $t$  è quella di utilizzare lo stimatore  $\hat{\theta}$  del parametro su cui si intende verificare l'ipotesi. Infatti, un buon stimatore tende a concentrarsi attorno al valore vero,  $\theta_0$ , del parametro (si faccia riferimento, per non complicare la situazione, a ipotesi nulla ed alternativa semplici). La regione di accettazione per un test del tipo  $H_0 : \theta = \theta_0$  potrebbe essere un intervallo dei valori assumibili con grande probabilità da  $\hat{\theta}$ . Un intervallo di tale tipo comprende, normalmente,  $\theta_0$ .

Se vale l'ipotesi alternativa  $H_1 : \theta = \theta_1$  (per fissare le idee si pensi che  $\theta_1 \gg \theta_0$ ), allora lo stimatore tende a concentrarsi attorno al valore  $\theta_1$  quindi ad assumere, con bassa probabilità i valori della regione di accettazione dell'ipotesi nulla, valori prossimi a  $\theta_0$ .

Lo stimatore di un parametro presenta, tuttavia, un problema: la sua distribuzione dipende, generalmente, da altri parametri della distribuzione (si pensi alla distribuzione del valore medio in funzione della deviazione standard), generalmente incogniti. Per ovviare a questo inconveniente, come statistica  $t$  viene impiegata, così come è stato fatto nella sezione 11.2.1, la grandezza pivotale utilizzata per determinare l'intervallo di confidenza del parametro  $\theta$ . Come è noto, infatti, le quantità pivotali hanno distribuzione indipendente dai parametri della legge di probabilità di  $x$ . Inoltre, quando  $\theta = \theta_0$  le quantità pivotali si addensano in certe regioni della retta reale (regione di accettazione  $T_A$ ). Al contrario, se  $\theta = \theta_1$ , le quantità pivotali tendono ad assumere valori in  $T_A$  con probabilità molto bassa. Poiché le quantità pivotali hanno distribuzione indipendente dai parametri della distribuzione della VA  $x$ , è generalmente facile calcolare regioni critiche  $T_C$  ad ampiezza prefissata.

**Procedura 11.3.1 (Verifica di  $H_0$  semplice mediante intervalli di confidenza)** *Si stima, a partire dai dati, l'intervallo di confidenza bilaterale con probabilità  $\gamma = 1 - \alpha$ . Si accetta  $H_0 : \theta = \theta_0$  se l'intervallo contiene  $\theta_0$ , altrimenti si accetta l'ipotesi alternativa  $H_1 : \theta \ll \theta_0$ .*

Per determinare l'intervallo di confidenza si scelgano due numeri  $c_1$  e  $c_2$  (si veda Fig. 11.7) tali che:

$$\Pr(t < c_1 | \theta_0) = \frac{\alpha}{2}$$

$$\Pr(t > c_2 | \theta_0) = \frac{\alpha}{2}$$

Il test (cioè l'ipotesi  $H_0$ ) è accettato se:

$$c_1 \leq t \leq c_2$$

cioè se:

$$t_{\alpha/2} = F_t^{-1}(\alpha/2) \leq t \leq F_t^{-1}(1 - \alpha/2) = t_{1-\alpha/2} \quad (11.9)$$

La probabilità di errori di tipo I è pari ad  $\alpha$ . La probabilità di errori del tipo II è:

$$\beta(\theta) = \int_{t_{\alpha/2}}^{t_{1-\alpha/2}} f(t | \theta) dt \quad \theta \ll \theta_0$$

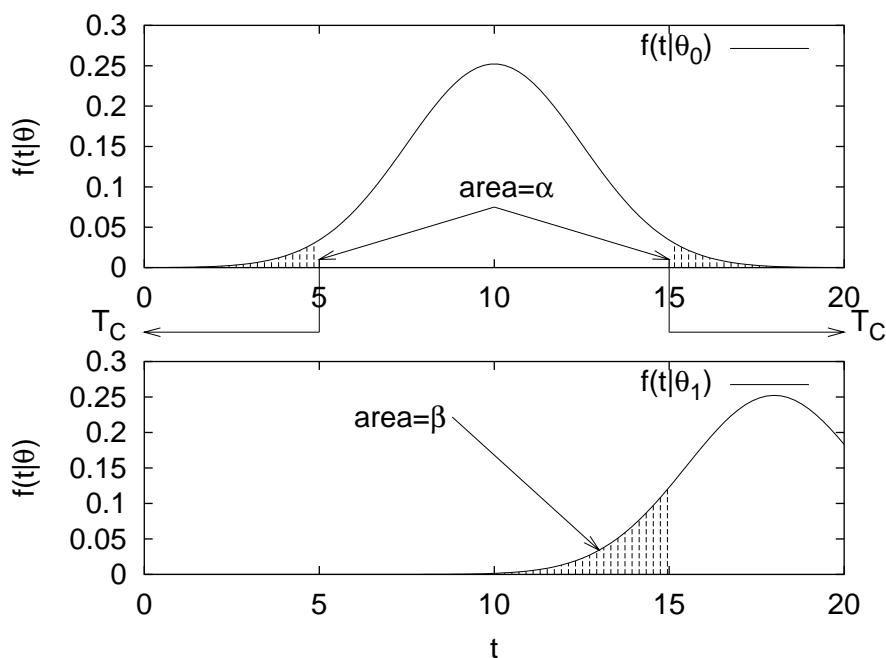


Figura 11.7: Test bilaterale per il valore di un parametro. Calcolo della probabilità degli errori di tipo I ed II utilizzando gli intervalli di confidenza ( $c_1 = 5$ ,  $c_2 = 15$ ).

## 11.4 Test unidirezionali

### 11.4.1 Intervalli di confidenza

I test unidirezionali sono di due tipi::

$$\text{unilaterale sinistro} = \begin{cases} H_0 : \theta \leq \theta_0 \\ H_1 : \theta > \theta_0 \end{cases} \quad (11.10)$$

$$\text{unilaterale destro} = \begin{cases} H_0 : \theta \geq \theta_0 \\ H_1 : \theta < \theta_0 \end{cases} \quad (11.11)$$

Per fissare le idee, si supponga che, al crescere di  $\theta$  la statistica  $t$  assuma, via via, valori piú elevati, come mostrato in figura 11.8. Tale comportamento é comune a tutte le statistiche discusse in questo testo.

Per l'ipotesi (11.10), supponendo che il comportamento della distribuzione di  $f(t | H_0)$  sia quello di figura 11.8, la regione critica, cioè quella contenente i valori di  $t$  aventi bassa densità di probabilità, sarà costituita dai valori "alti" della statistica.

Ponendosi nelle condizioni peggiori, cioè quando  $\theta$  é esattamente uguale a  $\theta_0$  e  $t$  assume valori "alti" con la massima densità di probabilità, si evince che la regione critica per la statistica conviene che sia costituita da tutti i valori di  $t$  superiori ad un numero  $c$ . Tale numero puó essere calcolato imponendo l'ampiezza del test:

$$\Pr(t > c | \theta_0) = \alpha$$

per  $c$ . Chiaramente, se é vera  $H_0$  (sempre supponendo che il comportamento della distribuzione di  $f(t | H_0)$  sia quello di figura 11.8) allora dovrebbe essere facile convincersi che la probabilità di errori di tipo I (rifiuta  $H_0$  anche se é vera) é, al massimo, pari ad  $\alpha$ .



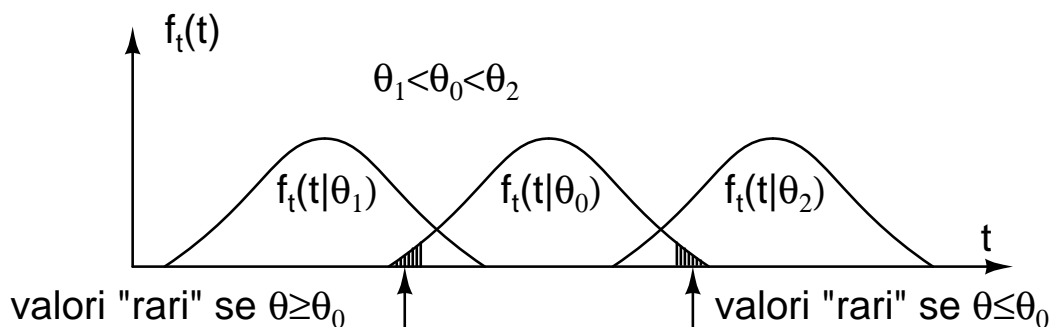


Figura 11.8: Comportamento della densità di probabilità della statistica  $t$  in funzione di  $\theta$ . Tale comportamento è comune a tutte le statistiche discusse in questo testo.

Il valore richiesto di  $c$  è  $c = t_{1-\alpha}$ , essendo  $t_{1-\alpha}$  il percentile a probabilità  $1 - \alpha$  della distribuzione di  $t$ . Pertanto, si ritiene che i dati portino ad accettare in modo statisticamente significativo l'ipotesi  $H_0$  se:

$$t \leq t_{1-\alpha} = F_t^{-1}(1 - \alpha)$$

L'errore di tipo II ha una probabilità, che dipende dal valore assunto dal parametro nell'ipotesi alternativa  $H_1$ , data da:

$$\beta(\theta) = \int_{-\infty}^{t_{1-\alpha}} f(t | \theta) dt \quad (\theta > \theta_0) \quad (11.12)$$

Mentre l'errore di tipo I ha probabilità

$$\sup_{\theta \leq \theta_0} \alpha(\theta) = \int_{t_{1-\alpha}}^{\infty} f(t | \theta_0) dt = \alpha \quad (11.13)$$

Per l'ipotesi (11.11) è possibile utilizzare considerazioni analoghe a quelle fatte per (11.10), che portano ad affermare che  $H_0$  è accettabile per

$$t \geq t_{\alpha} = F_t^{-1}(\alpha) \quad (11.14)$$

con un errore di tipo II avente probabilità:

$$\beta(\theta) = \int_{t_{\alpha}}^{\infty} f(t | \theta) dt \quad (\theta < \theta_0) \quad (11.15)$$

Mentre l'errore di tipo I ha probabilità

$$\sup_{\theta \leq \theta_0} \alpha(\theta) = \int_{-\infty}^{t_{\alpha}} f(t | \theta_0) dt = \alpha \quad (11.16)$$

## 11.5 Test sulla media

### 11.5.1 Test bidirezionale

L'ipotesi nulla e quella alternativa sono:

$$H_0 : \eta = \eta_0 \quad (11.17)$$

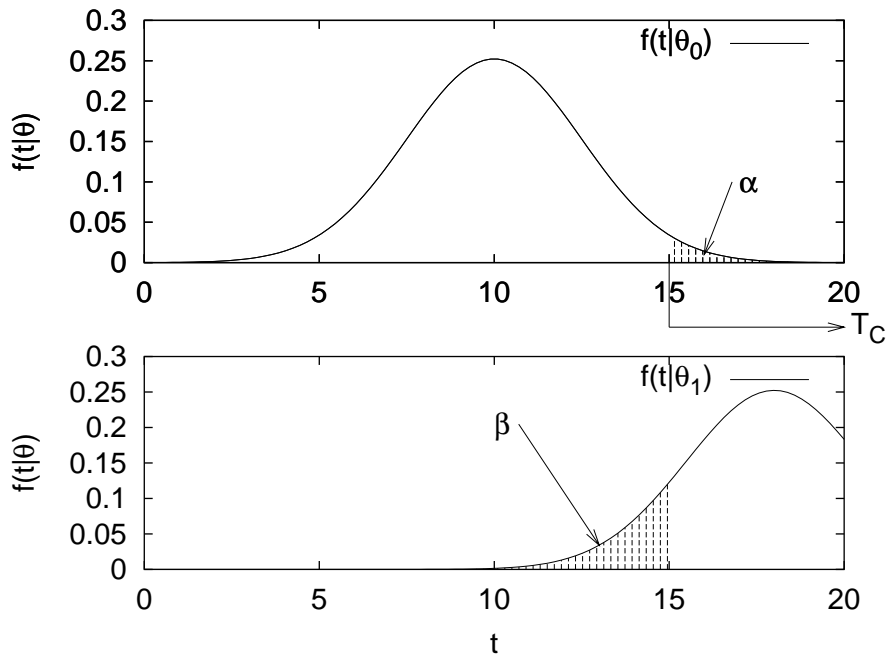


Figura 11.9: Test unidirezionale sinistro per il valore di un parametro. Calcolo della probabilità degli errori di tipo I ed II utilizzando gli intervalli di confidenza per l'ipotesi (11.10). In figura  $c = 15$ .

$$H_1 : \eta < \eta_0 \tag{11.18}$$

La statistica utilizzata è la quantità pivotale impiegata per il calcolo dell'intervallo di confidenza del valore medio quando la varianza è incognita:

$$q = \sqrt{n} \frac{\bar{x} - \eta_0}{\hat{\sigma}} \tag{11.19}$$

Poiché, d'ora in avanti, le statistiche saranno sempre quantità pivotali, si utilizzerà il simbolo  $q$  invece di  $t$  per sottolineare la natura della statistica utilizzata per il test.

Quando l'ipotesi  $H_0$  è verificata la statistica  $q$  segue una distribuzione di Student ad  $n - 1$  gradi di libertà. Per calcolare la regione di accettazione e di rifiuto del test si osservi che, fissata l'ampiezza  $\alpha$  del test, i valori di  $q$  a bassa densità di probabilità sono quelli inferiori al percentile a probabilità  $\alpha/2$  della distribuzione e quelli superiori al percentile a probabilità  $1 - \alpha/2$ . Quindi, indicato con  $T_{P,n}$  il percentile a probabilità  $P$  della distribuzione di Student ad  $n$  gradi di libertà, con  $q$  il valore assunto da  $q$ , l'ipotesi  $H_0$  si accetta se:

$$T_{(\alpha/2),(n-1)} \leq q \leq T_{(1-\alpha/2),(n-1)} \tag{11.20}$$

cioè se:

$$\left[ \bar{x} + T_{(\alpha/2),(n-1)} \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}} \leq \eta_0 \leq \bar{x} + T_{(1-\alpha/2),(n-1)} \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}} \right] \tag{11.21}$$

**Esempio 11.5.1** Si supponga di avere letto 25 volte un voltmetro. Siano:

$$\bar{x} = 110.12 \text{ V}$$

$$\hat{\sigma} = 0.6 \text{ V}$$

la media delle osservazioni e la stima della loro deviazione standard. Si valuti se, avendo assunto una ampiezza  $\alpha = 0.05$ , i dati misurati siano compatibili con l'ipotesi:

$$H_0 : V_0 = \mathbf{E}[\mathbf{V}] = 110 \text{ V}$$

La statistica

$$\mathbf{q} = \frac{\bar{\mathbf{V}} - V_0}{\hat{\sigma}/\sqrt{n}}$$

ha una distribuzione del tipo  $t$  di Student ad  $n - 1$  (24 in questo caso) gradi di libertà. Perché l'ipotesi  $H_0$  sia accettabile il valore sperimentale  $q$  di  $\mathbf{q}$  deve essere:

$$T_{0.025,24} = -2.06 \leq q \leq 2.06 = T_{0.975,24}$$

Poiché é:

$$q = \frac{110.12 - V_0}{0.6/\sqrt{24}} = 1$$

l'ipotesi  $H_0$  si può ritenere accettabile.

---

## 11.5.2 Test unidirezionali

### Test unidirezionale sinistro

Utilizzando la tecnica dell'intervallo di confidenza unidirezionale destro é possibile scrivere che l'ipotesi:

$$\begin{cases} H_0 : \eta \leq \eta_0 \\ H_1 : \eta > \eta_0 \end{cases} \quad (11.22)$$

si accetta se la statistica  $\mathbf{q}$ , definita in (11.19) é:

$$q \leq T_{1-\alpha, (n-1)} \quad (11.23)$$

### Test unidirezionale destro

Analogamente a quanto visto per il test unidirezionale destro, l'ipotesi:

$$\begin{cases} H_0 : \eta \geq \eta_0 \\ H_1 : \eta < \eta_0 \end{cases} \quad (11.24)$$

si accetta se é:

$$q \geq T_{\alpha, (n-1)} \quad (11.25)$$

## 11.6 Test sulla varianza per distribuzioni normali

I test sulla varianza per distribuzioni normali si basano sul fatto che la statistica:

$$\mathbf{q} = \sum_{i=1}^n \left( \frac{\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}}{\sigma} \right)^2 = (n-1) \frac{\hat{\sigma}^2}{\sigma^2} \quad (11.26)$$

é una quantità pivotale. Infatti  $\mathbf{q}$  é distribuita secondo una legge di chi quadrato con  $n-1$  gradi di libertà. Analogamente ai casi precedenti, l'ipotesi nulla  $H_0$  in:

$$\begin{cases} H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2 \\ H_1 : \sigma^2 <> \sigma_0^2 \end{cases} \quad (11.27)$$

si accetta se:

$$X_{\alpha/2, (n-1)} \leq t \leq X_{1-\alpha/2, (n-1)} \quad (11.28)$$

L'ipotesi  $H_0$  in:

$$\begin{cases} H_0 : \sigma^2 \leq \sigma_0^2 \\ H_1 : \sigma^2 > \sigma_0^2 \end{cases} \quad (11.29)$$

si accetta se

$$q \leq X_{1-\alpha, (n-1)} \quad (11.30)$$

e l'ipotesi  $H_0$  in:

$$\begin{cases} H_0 : \sigma^2 \geq \sigma_0^2 \\ H_1 : \sigma^2 < \sigma_0^2 \end{cases} \quad (11.31)$$

si accetta se:

$$q \geq X_{\alpha, (n-1)} \quad (11.32)$$

## 11.7 Test sul rapporto delle varianze per distribuzioni normali

### 11.7.1 Test bidirezionali

Sia  $\mathbf{x} \sim N(\eta_x, \sigma_x)$ ,  $\mathbf{y} \sim N(\eta_y, \sigma_y)$ . Si può dimostrare che le statistiche:

$$\sum_i \frac{(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^2}{\sigma_x^2} = (n_x - 1) \frac{\hat{\sigma}_x^2}{\sigma_x^2}$$

$$\sum_i \frac{(\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}})^2}{\sigma_y^2} = (n_y - 1) \frac{\hat{\sigma}_y^2}{\sigma_y^2}$$

seguono la distribuzione di chi quadrato ad  $n_x - 1$  ed  $n_y - 1$  gradi di libertà, rispettivamente (si ricorda che la distribuzione di chi quadrato ad  $n$  gradi di libertà si ottiene sommando i quadrati di  $n$  VA normali normalizzate fra loro indipendenti). Conseguentemente la statistica:

$$\mathbf{q} = \frac{\hat{\sigma}_x^2}{\hat{\sigma}_y^2} \quad (11.33)$$

segue, quando il rapporto fra le varianze é unitario, la distribuzione di  $F$  di Snedecor. Queste considerazioni permettono di determinare quelle regioni in cui la statistica  $q$  assume valori con bassa densità di probabilità quando é  $\sigma_x^2 = \sigma_y^2$ . Infatti, fissata l'ampiezza  $\alpha$  del test, la statistica  $q$  con probabilità  $1 - \alpha$  assume valori compresi nella regione di accettazione definita da:

$$F_{(\alpha/2), (n_x-1, n_y-1)} \leq q \leq F_{1-\alpha/2, (n_x-1, n_y-1)} \quad (11.34)$$

essendo  $F_{P, (n, m)}$  il percentile a probabilità  $P$  della distribuzione  $F$  ad  $n$  ed  $m$  gradi di libertà. Ciò permette di verificare l'ipotesi:

$$H_0 : \sigma_x^2 = \sigma_y^2 \quad (11.35)$$

$$H_1 : \sigma_x^2 <> \sigma_y^2 \quad (11.36)$$

che si ritiene accettabile quando  $q$  appartiene all'intervallo di calcolo in (11.34). Se ciò accade, i dati permettono di affermare che non vi é una differenza statisticamente significativa fra le varianze dei campioni, quindi che l'ipotesi che le due distribuzioni abbiano identica varianza può essere accettata.

### 11.7.2 Test unidirezionali

L'ipotesi  $H_0$  relativa al test unidirezionale sinistro:

$$\begin{cases} H_0 : \sigma_x^2 \leq \sigma_y^2 \\ H_1 : \sigma_x^2 > \sigma_y^2 \end{cases} \quad (11.37)$$

puó essere accettata se:

$$q \leq F_{1-\alpha, (n_x-1, n_y-1)} \quad (11.38)$$

In modo analogo, l'ipotesi  $H_0$  in:

$$\begin{cases} H_0 : \sigma_x^2 \geq \sigma_y^2 \\ H_1 : \sigma_x^2 < \sigma_y^2 \end{cases} \quad (11.39)$$

si accetta se:

$$t \geq F_{\alpha, (n_x-1, n_y-1)} \quad (11.40)$$

## 11.8 Test su due medie

### 11.8.1 Varianze identiche

I test su due medie sono frequentemente effettuati quando si vuole confrontare l'effetto di due differenti soluzioni tecnologiche e decidere quale delle due debba essere preferita all'altra. Si potrebbe, ad esempio, desiderare verificare quale é l'effetto che due diversi additivi hanno sulla durata di un isolante, o sul potere detonante di un combustibile, oppure valutare se due fertilizzanti danno raccolti simili o uno dei due é piú efficiente. La lista dei problemi di questo tipo potrebbe continuare a lungo. Per generalizzare, il problema può essere posto nella seguente forma: date  $\mathbf{x}$  e  $\mathbf{y}$ , VA indipendenti, di valore atteso  $\eta_x$  ed  $\eta_y$ , rispettivamente, e varianza  $\sigma^2$  identica (cioé l'ipotesi  $\sigma_x^2 = \sigma_y^2$  é statisticamente accettabile), valutare se:

$$H_0 : \eta_x = \eta_y \quad (11.41)$$

$$H_1 : \eta_x <> \eta_y \quad (11.42)$$

La soluzione di questo problema si ottiene considerando la differenza  $z = x - y$ . La variabile aleatoria  $z$  ha valore atteso  $\eta_z = \eta_x - \eta_y$ , che é nullo valendo  $H_0$ . Si deve quindi valutare se, sulla base di due campioni  $x_1, \dots, x_{n_x}, y_1, \dots, y_{n_y}$ , si può affermare che la differenza fra i valori attesi é nulla. Il confronto fra i due valori attesi si trasforma in un confronto fra i due valori medi  $\bar{x}$  e  $\bar{y}$  che, evidentemente, deve essere il piú possibile prossimo allo 0. La stima della media di  $z$  é:

$$\bar{z} = \bar{x} - \bar{y} \quad (11.43)$$

la varianza, identica per le due variabili aleatorie, può essere stimata congiuntamente come:

$$\hat{\sigma}_z^2 = \frac{(n_x - 1)\hat{\sigma}_x^2 + (n_y - 1)\hat{\sigma}_y^2}{n_x + n_y - 2} \quad (11.44)$$

Similmente a quanto mostrato per una singola variabile aleatoria, si può dimostrare che, sotto l'ipotesi  $H_0 : \eta_x = \eta_y$ , la statistica

$$q = \sqrt{n_{equiv}} \frac{\bar{z}}{\hat{\sigma}_z}$$

dove

$$n_{equiv} = \frac{n_x n_y}{n_x + n_y}$$

segue la legge  $t$  di Student con un numero di gradi di libertá dato da:

$$\nu = n_x + n_y - 2$$

Pertanto, Detto  $T_{P,n}$  il percentile a probabilitá  $P$  della distribuzione  $q$  di Student, la regione di accettazione di  $t$  per un test bidirezionale di ampiezza  $\alpha$  (coincidente con l'intervallo di confidenza per la differenza delle medie con probabilitá  $\gamma = 1 - \alpha$ ) é:

$$T_{\alpha/2,\nu} \leq q \leq T_{1-\alpha/2,\nu} \quad (11.45)$$

Per verificare se  $H_0$  é accettabile é necessario verificare se il valore campionario  $q$  di  $q$  appartiene o meno a questa regione:

$$\text{accetta } H_0 \text{ se } T_{\alpha/2,\nu} \leq q \leq T_{1-\alpha/2,\nu} \quad (11.46)$$

### 11.8.2 Varianze diverse

La procedura precedente può essere applicata se, avendo effettuato un test sulle varianze dei due campioni, non si é trovata evidenza statistica per rifiutare l'ipotesi che le due varianze sono identiche. Se ciò non accade, é possibile utilizzare la procedura approssimata seguente. Si sceglie come statistica campionaria la quantitá:

$$q = \frac{\bar{x} - \bar{y}}{\sqrt{\frac{\hat{\sigma}_x^2}{n_x} + \frac{\hat{\sigma}_y^2}{n_y}}} \quad (11.47)$$

Tale statistica segue una distribuzione di Student con un numero di gradi di libertá pari a:

$$\nu = \frac{\left(\frac{\hat{\sigma}_x^2}{n_x} + \frac{\hat{\sigma}_y^2}{n_y}\right)^2}{\frac{(\hat{\sigma}_x^2/n_x)^2}{n_x + 1} + \frac{(\hat{\sigma}_y^2/n_y)^2}{n_y + 1}} \quad (11.48)$$

Mediante queste approssimazioni, i test discussi in precedenza possono essere applicati al caso delle varianze distinte. Utili dal punto di vista pratico sono anche gli intervalli di confidenza unidirezionali. Per verificare l'ipotesi:

$$\begin{aligned} H_0 &: \eta_x \leq \eta_y \\ H_1 &: \eta_x > \eta_y \end{aligned}$$

Si valuta se

$$q \leq T_{1-\alpha, \nu} \quad (11.49)$$

in caso affermativo si accetta l'ipotesi, altrimenti la si rifiuta. Dualmente, per valutare l'ipotesi

$$\begin{aligned} H_0 &: \eta_x \geq \eta_y \\ H_1 &: \eta_x < \eta_y \end{aligned}$$

si valuta se

$$q \geq T_{\alpha, \nu} \quad (11.50)$$

in caso affermativo si accetta l'ipotesi, altrimenti la si rifiuta.

## 11.9 Test bilaterali

I test bilaterali sono relativi ad ipotesi del tipo:

$$\begin{cases} H_0 : \theta \leq \theta_0 \\ H_1 : \theta \geq \theta_1 \end{cases} \quad (11.51)$$

con  $\theta_1 \geq \theta_0$  (eventualmente quando  $\theta_0$  e  $\theta_1$  sono identici il test diventa un normale test unidirezionale, come quelli mostrati nella sezione 11.4).

I test bilaterali sono utilizzati, in genere, negli accordi fra produttore e consumatore per il controllo di qualità. Sia infatti  $\theta$  un parametro che caratterizza la bontà di una produzione, ad esempio, il numero di dispositivi difettosi su  $N$  dispositivi prodotti. Il produttore dichiara di produrre i dispositivi con una difettosità inferiore a  $\theta_0$ . Il consumatore, da parte sua, dichiara di ritenere inaccettabile una produzione con una difettosità superiore a  $\theta_1$ .

Si supponga ora che il produttore abbia prodotto  $N$  dispositivi (lotto) e, da questi  $N$  dispositivi sia stato estratto un campione di  $n \leq N$  dispositivi su cui è stato calcolato  $\hat{\theta}$ , cioè la stima del parametro della popolazione. Si supponga di avere creato un test che, in base ad  $\hat{\theta}$ , fornisce una regola per ritenere accettabile o inaccettabile il campione di dispositivi prodotto. In altre parole, il test fornisce una regola per verificare se è accettabile  $H_0$  oppure se, al contrario, deve essere accettata  $H_1$ . Che rischi corrono produttore e consumatore? Il produttore corre il rischio di vedere rifiutato un lotto di buona qualità, cioè si rifiuta  $H_0$  ma  $H_0$  è vera. Il consumatore, al contrario, rischia di accettare un lotto di qualità scadente, cioè si accetta  $H_0$  ma è vera  $H_1$ . Nella terminologia utilizzata precedentemente, il produttore corre un

rischio massimo pari al massimo della probabilità di un errore di tipo I su  $\Theta_0 = \{\theta : \theta \leq \theta_0\}$ , cioè pari ad  $\alpha$ , ampiezza del test. Il consumatore corre un rischio massimo pari al massimo dell'errore di tipo II su  $\Theta_1 = \{\theta : \theta \geq \theta_1\}$ , cioè  $\sup_{\theta \in \Theta_1} \beta(\theta)$ . Normalmente:

$$\alpha = \sup_{\theta \in \Theta_0} \alpha(\theta) = \alpha(\theta_0) \quad (11.52)$$

$$\beta = \sup_{\theta \in \Theta_1} \beta(\theta) = \beta(\theta_1) \quad (11.53)$$

L'accordo fra le parti deve fissare  $\theta_0$ ,  $\theta_1$ ,  $\alpha^*$  e  $\beta^*$ , dove  $\alpha^*$  e  $\beta^*$  sono i livelli di rischio per produttore e consumatore definiti dall'accordo contrattuale. Il test per accettare o rifiutare il lotto deve essere un test tale che:

$$\alpha \leq \alpha^* \quad (11.54)$$

$$\beta \leq \beta^* \quad (11.55)$$

I test bilaterali dipendono, generalmente, da un insieme di parametri,  $\Pi$ , che ne definisce la funzione di potenza. Ad esempio, per testare la qualità della produzione è necessario specificare quanti dispositivi si intende verificare, cioè  $n$ . È anche necessario specificare il massimo numero di dispositivi difettosi  $d \leq n$  che si ritiene accettabile nel campione. Un test sulla qualità è quindi caratterizzato da  $\Pi = (d, n)$ .

Per stabilire  $\Pi$ , cioè definire completamente la metodologia di verifica è necessario determinare  $\Pi^*$  tale che:

$$\Pr(\text{rifiuta } H_0 \mid H_0) \leq \alpha^* \quad (11.56)$$

$$\Pr(\text{accetta } H_0 \mid H_1) \leq \beta^* \quad (11.57)$$

### 11.9.1 Test bilaterale sulla probabilità

I test bilaterali sulla probabilità sono estremamente importanti sia nel campo del controllo di qualità, come premesso, sia in campo affidabilistico. Infatti, l'affidabilità,  $R$ , è una probabilità e gli accordi bilaterali fra produttore e consumatore possono prevedere un livello  $R_0$  di affidabilità della produzione ed un livello  $R_1$  di affidabilità che non può essere accettato dal consumatore.

Il test sulla probabilità è realizzato nel modo seguente:

**Procedura 11.9.1 (Test di ipotesi sulla probabilità)** *Si intende valutare l'ipotesi  $H_0 : \Pr(\mathcal{E}) = p < p_0$ , contro l'ipotesi alternativa  $H_1 : \Pr(\mathcal{E}) = p > p_1$ . Per fare ciò:*

- *si eseguano  $n$  esperimenti*
- *si valuti il numero  $k$  di volte in cui l'evento  $\mathcal{E}$  si è verificato*
- *si accetti l'ipotesi  $H_0 : p < p_0$  se  $k \leq d$ , dove  $d$  è un numero stabilito a priori, altrimenti la si respinga.*

Per valutare il comportamento del test è necessario scrivere la probabilità di accettare l'ipotesi cioè la curva operativa del test. Tale probabilità è legata al numero di esperimenti,  $n$ , al numero massimo accettabile di manifestazioni dell'evento,  $d$ , e alla probabilità incognita  $p$ . In generale, la probabilità di accettare un lotto in funzione di  $p$  è:



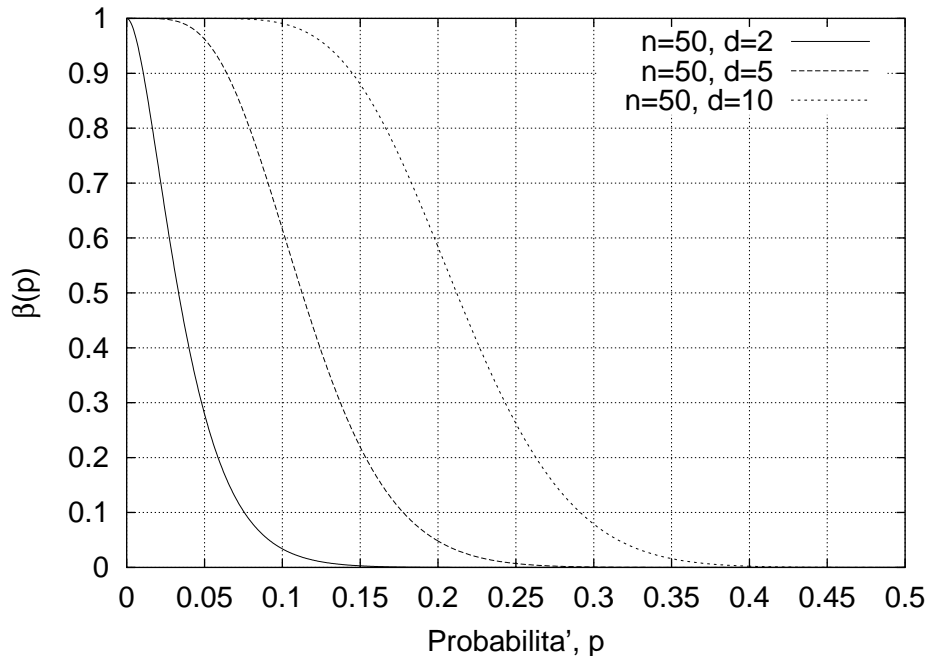


Figura 11.10: Effetto dell'aumento di  $d$  su un piano di campionamento con  $n = 50$ .

$$P_A(p) = \Pr(\mathbf{k} \leq d \mid p) = \sum_{k=0}^d \binom{n}{k} p_1^k (1 - p_1)^{n-k}$$

Il comportamento di  $P_A(p)$  è mostrato nelle figure 11.10 e 11.11. La figura 11.10 mostra l'effetto di un aumento del numero massimo di dispositivi difettosi,  $d$ , su un piano di numerosità fissata,  $n = 50$ . Evidentemente, al crescere di  $d$  aumenta il rischio corso dal consumatore di acquistare un lotto difettoso mentre, al contrario, diminuisce il rischio per il produttore di vedere rifiutato un lotto di buona qualità. La figura 11.10 mostra cosa accade al crescere di  $n$ , numerosità del campione. Evidentemente al crescere di  $n$  cala il rischio per il consumatore ed aumenta quello del produttore.

Per determinare il piano di campionamento, cioè  $n$  e  $d$ , è possibile sfruttare il fatto che  $P_A(p)$  è monotona decrescente. Infatti, i parametri del test, dovrebbero essere specificati in modo che:

$$\Pr(\text{rifiuta } H_0 \mid H_0) = 1 - P_A(p_0) = 1 - \sum_{k=0}^d \binom{n}{k} p_0^k (1 - p_0)^{n-k} = 1 - \alpha^* \quad (11.58)$$

$$\Pr(\text{accetta } H_0 \mid H_1) = P_A(p_1) = \sum_{k=0}^d \binom{n}{k} p_1^k (1 - p_1)^{n-k} = \beta^* \quad (11.59)$$

In realtà, poiché non esiste una procedura analitica per determinare  $n$  e  $d$  e spesso non esiste una soluzione esatta, allora si procede per tentativi. Normalmente, è sufficiente determinare un piano di campionamento che permetta al produttore e al consumatore di correre rischi inferiori ai valori contrattuali  $\alpha^*$  e  $\beta^*$ , come mostrato in figura 11.12.

### 11.9.2 Test bilaterale su *MTBF*

Come nel caso degli intervalli di confidenza si procede sfruttando la probabilità di osservare un numero  $k$  guasti in un tempo di prova cumulato  $T$ :

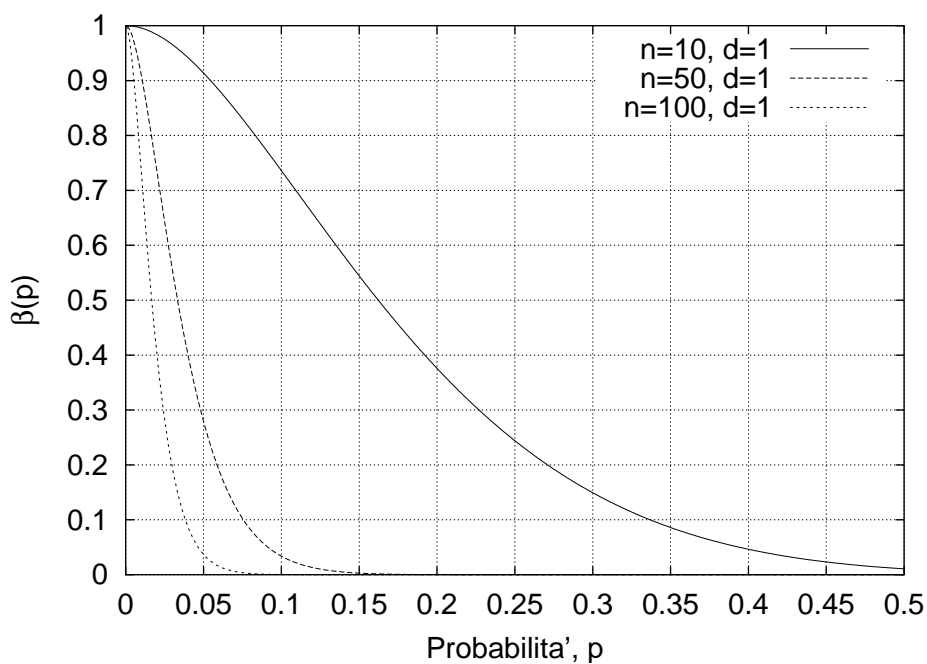


Figura 11.11: Effetto dell'aumento di  $n$  su un piano di campionamento con  $d = 1$ .

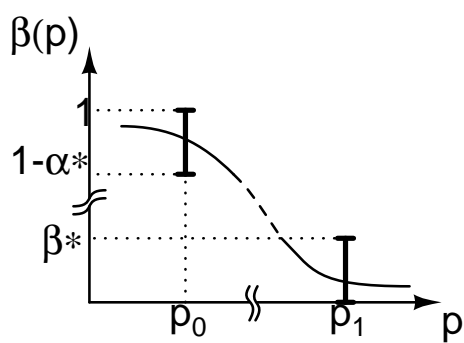


Figura 11.12: Un test di ipotesi bidirezionale con probabilità di errori di tipo I e II pari, rispettivamente, ad  $\alpha^*$  e  $\beta^*$ , deve avere curva operativa  $P_A(p)$  passante per le regioni marcate con linea più spessa

$$\Pr(k \text{ guasti in } [0, T] \mid \lambda) = \frac{(T\lambda)^k}{k!} \exp(-T\lambda) = \frac{(T/MTBF)^k}{k!} \exp(-T/MTBF)$$

Stabiliti quindi  $MTBF_0$  ed  $MTBF_1$  si stabilisce di:

- accettare  $H_0 : MTBF > MTBF_0$  se  $k \leq d$
- rifiutare  $H_0 : MTBF > MTBF_0$  se  $k > d$

essendo  $d$  il massimo numero accettabile di dispositivi rotti durante la prova di durata cumulata  $T$ . In modo analogo a quanto fatto per la probabilità,  $d$  ed  $T$  debbono essere scelti in modo tale che:

$$\sum_{k=0}^d \frac{(T/MTBF_0)^k}{k!} \exp(-T/MTBF_0) \geq 1 - \alpha^* \quad (11.60)$$

$$\sum_{k=0}^d \frac{(T/MTBF_1)^k}{k!} \exp(-T/MTBF_1) \leq \beta^* \quad (11.61)$$

### 11.9.3 Test sequenziali

I test sequenziali sono condotti per diminuire il numero di dispositivi rotti o il tempo necessario per la verifica di una ipotesi. Per eseguire un test sequenziale si deve preparare una carta contenente una linea di accettazione,  $y_A$ , ed una linea di rifiuto dell'ipotesi  $y_R$ :

$$y_A(n) = an - b_1 \quad (11.62)$$

$$y_R(n) = an + b_2 \quad (11.63)$$

I parametri di queste due rette si calcolano in base alle probabilità  $p_0$ ,  $p_1$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$  utilizzando le seguenti espressioni:

$$a = \frac{\log \frac{1-p_0}{1-p_1}}{\log \frac{p_1}{p_0} + \log \frac{1-p_0}{1-p_1}} < 1 \quad (11.64)$$

$$b_1 = \frac{\log \frac{1-\alpha}{\beta}}{\log \frac{p_1}{p_0} + \log \frac{1-p_0}{1-p_1}} \quad (11.65)$$

$$b_2 = \frac{\log \frac{1-\beta}{\alpha}}{\log \frac{p_1}{p_0} + \log \frac{1-p_0}{1-p_1}} \quad (11.66)$$

Si passa quindi ad eseguire il test mettendo in prova un dispositivo. Se il dispositivo è difettoso, si aumenta  $k$ , altrimenti si passa al successivo. Il risultato è una funzione a gradini irregolari. Quando questa funzione attraversa una delle due linee il test viene fermato. Se la linea attraversata è  $y_A$  l'ipotesi si accetta, altrimenti si rifiuta (si veda, come esempio 11.13).

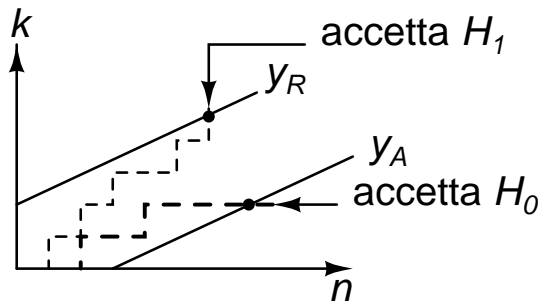


Figura 11.13: Esempio di test sequenziale.

## 11.10 Test non parametrici

### 11.10.1 Test di adattamento del chi quadrato

Quando si forniscono le stime dei parametri di una distribuzione si deve verificare l'ipotesi di partenza, cioè che i dati seguano effettivamente la distribuzione ipotizzata. Questo problema può essere risolto utilizzando il test di chi quadrato o di Pearson

Il test di Pearson parte da una partizione  $U_1 \dots U_k$  dello spazio in cui le misure sono state osservate. Nel caso più semplice di una VA univariata, gli insiemi  $U_j$  diventano i  $k$  intervalli che forniscono una ricopertura dell'intervallo di estremi  $x_{\min}$  ed  $x_{\max}$  in cui sono stati osservati i dati sperimentali. Se la VA fosse bivariata, allora si dovrebbe provvedere ad una partizione del rettangolo minimo contenente i dati osservati. Sia  $n_j$  il numero di osservazioni sperimentali (su un totale di  $n$  osservazioni) contenute in  $U_j$ ,  $p_j$  la probabilità di osservare la VA in  $U_j$ :

$$P_j = \int_{U_j} f(x) dx$$

Allora si può dimostrare che la statistica:

$$t = \sum_j \frac{(n_j - np_j)^2}{np_j} \tag{11.67}$$

ha una distribuzione di tipo chi quadrato a  $k - 1$  gradi di libertà. La statistica così calcolata è una somma di termini positivi, ed è nulla solo nel caso in cui le frequenze teoriche  $np_j$  coincidano con quelle misurate  $n_j$ . In generale,  $t$  sarà compresa fra 0 e  $X_{1-\alpha, (k-1)}$ , percentile a probabilità  $1 - \alpha$  della distribuzione chi quadrato a  $k - 1$  gradi di libertà con una probabilità pari a  $1 - \alpha$ . Quindi, l'ipotesi  $H_0$  viene accettata se

$$t < X_{1-\alpha, (k-1)} \tag{11.68}$$

L'ampiezza del test è pari ad  $\alpha$ .

Qui di seguito, si illustra la procedura per l'applicazione del test di Pearson per una VA univariata

**Procedura 11.10.1 (Test di Pearson)** *Sia data la sequenza di dati osservati  $x_1, \dots, x_n$  ed una distribuzione  $f_0(x)$ . Si intende valutare se i dati misurati possano provenire o meno da una popolazione distribuita secondo  $f_0$*

- (1) Calcolare  $x_{\min} = \min(x_1, \dots, x_n)$ ,  $x_{\max} = \max(x_1, \dots, x_n)$ .
- (2) Suddividere  $[x_{\min}, x_{\max}]$  in  $k$  intervalli  $U_j$ .

(3) Valutare  $n_j$ , il numero di volte in cui la VA ha assunto valori interni ad  $U_j$ .

(4) Se  $x_j$  ed  $x_{j+1}$  sono gli estremi di  $U_j$ , si valuti  $P_j$ :

$$P_j = F_0(x_{j+1}) - F_0(x_j) = \int_{x_j}^{x_{j+1}} f_0(x) dx$$

(5) Calcolare la statistica  $t$  utilizzando (11.67).

(6) Valutare, utilizzando le tabelle il valore di  $X_\gamma(k-1)$

(7) Valutare se l'ipotesi si accetta o meno in base a (11.68).

Come regola pratica, si calcoli una partizione in intervalli  $U_j$  tali che sia  $\max(np_j) \geq 5$ .

Quando i  $q$  parametri della distribuzione non sono noti é necessario stimarli utilizzando la seguente equazione:

$$\sum_{j=1}^k \frac{n_j}{p_j(\theta)} \frac{\partial p_j(\theta)}{\partial \theta_i} \Big|_{\theta_i = \hat{\theta}_i} = 0 \quad i = 1, \dots, q \quad (11.69)$$

In questo caso il valore critico é  $X_{1-\alpha, (n-q-1)}$ , e l'ipotesi  $H_0$  si accetta se:

$$t < X_{1-\alpha, (k-q-1)} \quad (11.70)$$