(questa volta tipici dei medici non esperti). Quali strumenti di supporto al pensiero e alla decisione possono aiutare a evitare alcuni di questi errori è una delle tematiche dominanti della psicologia della decisione medica. Tematiche simili sono facilmente generalizzabili alla decisione finanziaria, e, in generale, a tutte le professioni che richiedano decisioni rapide basate su giudizi rapidi in situazioni complesse.

4

La funzione induttiva: individuare regolarità e fare ipotesi

4.1 Aspetto funzionale: cos'è e a cosa serve l'induzione

La funzione induttiva del sistema cognitivo si compone di tutti quei meccanismi che individuano *regolarità* ambientali, e le generalizzano in *ipotesi, schemi o regole* che, una volta applicati (*funzione deduttiva*), consentano di fare previsioni sull'ambiente (indipendentemente dal fatto che tali previsioni siano o meno corrette).

I processi induttivi sono di fondamentale importanza per il ragionamento umano: senza di loro, il sistema cognitivo non potrebbe costruire rappresentazioni dell'ambiente che vadano oltre il semplice dato sensoriale. Sono intimamente connessi a ogni altro processo di pensiero. Questo li rende molto vari e diversificati. Nell'induzione rientrano i meccanismi associativi, i meccanismi analogici e i meccanismi di ricombinazione concettuale: tutti processi volti a *generare ipotesi*, intese come rappresentazioni mentali di regole generali alle quali si attribuisce una certa predittività.

Sono possibili molte definizioni differenti di *induzione*. In prima approssimazione, è utile il cliché secondo cui l'induzione si compone di quei processi inferenziali che vanno "dal particolare al generale", purché si tenga presente che non si tratta di una definizione rigorosa. Esistono infatti meccanismi *deduttivi* in grado di andare "dal particolare al generale". Per esempio, se osserviamo a una a una tutte le pecore presenti in un recinto, notando che sono tutte bianche, e in base a tali informazioni concludiamo che "tutte le pecore nel recinto sono bianche", siamo andati "dal particolare al generale", ma abbiamo eseguito un processo deduttivo: la conclusione generale è certa alla luce delle premesse particolari di partenza. Solo se, procedendo oltre, ipotizzassimo "tutte le pecore sono bianche" (eliminando la condizione restrittiva "nel recinto"), ci troveremmo di fronte a una *conclusione induttiva*: una conclusione che si applica *a più casi rispetto a quelli su cui abbiamo informazioni*, e che *può esse-*

osservazione
deduzione

conclusinoe
induttiva

Terminologia essenziale

Regolarità: 1) ripetizione di eventi; 2) caratteristica che consente di comprimere la descrizione di una serie di eventi; 3) *psicologicamente*: evento o associazione di eventi o associazione di relazioni non attribuita all'azione del caso.

Comprimibilità: caratteristica di una serie di eventi la cui descrizione può essere più corta della serie stessa.

Chunk: spezzone di una serie di informazioni che può essere efficacemente compresso.

Serie di eventi casuali: 1) prodotto di un processo casuale; 2) serie di eventi non comprimibile.

Processo casuale: 1) processo che genera serie di eventi casuali; 2) processo che nella maggior parte dei casi genera serie di eventi contraddistinte da bassa comprimibilità.

Ipotesi: generalizzazione di una regolarità.

Regola: ipotesi.

Schema: 1) insieme di regole; 2) regola; 3) struttura.

Fiducia: una qualche misura, esprimibile in gradi, di quanto ci riteniamo sicuri che un'ipotesi sia vera (traduzione infelice dall'inglese "belief"; se lo si ritiene un termine migliore, si sostituisca con "credenza"); talvolta sostituito con "forza" di un'ipotesi.

Supporto: grado di fiducia.

Relazione: qualcosa che intercorre tra due o più enti, non ulteriormente definibile.

Associazione: relazione di contingenza tra due eventi.

Forza di un'associazione: supporto verso l'ipotesi che esista una relazione di contingenza tra due eventi.

Probabilità condizionale: probabilità che si presenti un evento A a condizione che si sia presentato un evento B. Simbolizzata con p(A|B) ["probabilità di A dato B"].

Predittività residua: misura di quanto un evento B consenta di prevedere A *oltre* a quanto A sia prevedibile per altri fattori: espressa con p(A|B) – (p(A|non-B). [Da alcuni espressa equivalentemente come rapporto di probabilità: p(A|B)/p(A|non-B)]. Anche detta *diagnosticità* di B verso A.

Struttura: insieme di relazioni, schema.

Analogia: somiglianza di strutture.

Somiglianza: si veda capitolo 3.

Altri termini tecnici sono definiti nel testo

re falsa, nonostante siano vere tutte le premesse. In accordo con quanto illustrato, Holland e collaboratori (1986, p. 1) descrivono i processi induttivi come "tutti i processi inferenziali che espandono la conoscenza nonostante l'incertezza". Rips (1989, 1994) propone una definizione simile, sostenendo che i processi induttivi consentono di procedere da premesse vere a conclusioni con un certo grado di verità (cioè, non *necessariamente* vere). Johnson-Laird (1992) fornisce un'altra definizione equivalente, sostenendo che i processi induttivi espandono la quantità di informazione semantica presente nelle premesse. L'"informazione semantica" coincide con il numero di casi che un asserto consente di escludere. Per esempio, l'affermazione "tutte le pecore sono bianche" consente di escludere più casi rispetto a "tutte le pecore nel recinto sono bianche": il primo asserto esclude l'esistenza di pecore non bianche nell'universo, il secondo esclude l'esistenza di pecore non bianche nel solo recinto. Tutte queste definizioni sono corrette, e le sintetizziamo in:

un processo di ragionamento è induttivo se dalla falsità della sua conclusione non segue necessariamente la falsità di almeno una delle premesse; al contrario, è deduttivo se la falsità della conclusione rende necessario assumere la falsità di almeno una delle premesse.

Per esempio: se sappiamo che "tutti i dobermann odiano i gatti", potremmo essere tentati di generalizzare induttivamente "tutti i cani odiano i gatti". Nell'istante in cui ci rendiamo conto che la conclusione non è vera (non tutti i cani odiano i gatti), non siamo tenuti a rigettare la premessa iniziale "tutti i doberman odiano i gatti". La conclusione, quindi, era di tipo *induttivo*. Al contrario, se partendo dalla stessa premessa "tutti i doberman odiano i gatti" concludiamo "il doberman a guardia della casa di Maria odierà il mio gatto", e scopriamo poi che ciò non è vero, saremo *tenuti* a rigettare la premessa iniziale: alla luce della falsità della conclusione, possiamo stabilire che *non era vero* che tutti i doberman odiassero i gatti. La conclusione, quindi, era di tipo deduttivo.

4.1.1 Funzione di individuazione di regolarità

Con l'eccezione di alcuni meccanismi di *ricombinazione concettuale*, tutti i meccanismi induttivi si compongono di due funzioni: *individuazione di regolarità e generalizzazione*. La prima rintraccia regolarità o nell'ambiente (meccanismi associativi) o nel nostro patrimonio di conoscenze (meccanismi analogici). Per ora, si consideri una *regolarità* come un *qualcosa che si ripete*. Per esempio, se un bambino lascia cadere un bicchiere due volte, e nota che per due volte il bicchiere si rompe, avrà notato una regolarità: l'associazione tra due eventi (il bicchiere che cade e il bicchiere che si rompe) si è *ripetuta*. Oppure, se uno scienziato nota una somiglianza tra il fatto che il sole è molto più grande dei pianeti ed esercita su di loro una intensa forza attrattiva, e il fatto che il nucleo di un atomo è molto più grande dei suoi elettroni ed esercita su di loro una intensa forza attrattiva, avrà notato una regolarità: la relazione "è più grande di" e la relazione "attrae" si ripetono nel sistema solare e nell'atomo. Il notare regolarità, di per sé, non genera ipotesi. Il bambino dell'esempio precedente potrebbe limitarsi a notare che, due volte su due, un bicchiere caduto si è rotto, senza ipotizzare che in generale i bicchieri che cadono si rompono (quindi, senza presumere ripetizioni future della stessa *associazione*). Lo scienziato potrebbe limitarsi a notare che alcune relazioni si ripetono nel sistema solare e nell'atomo, senza ipotizzare che anche altre relazioni si ripetano (quindi, senza estendere l'*analogia*).

4.1.2 Funzione di generalizzazione

In alcuni casi sulla base di alcune regolarità sviluppiamo una certa fiducia che *altre* regolarità si presenteranno. Per esempio, il bambino che vede due volte un bicchiere rompersi dopo essere caduto potrebbe sviluppare fiducia che l'associazione tenderà a ripetersi ancora: in pratica, potrebbe sviluppare l'ipotesi che i bicchieri che cadono si rompano. Lo scienziato che abbia notato la somiglianza tra alcune relazioni che vigono nel sistema solare e nell'atomo *potrebbe* estendere l'analogia, ipotizzando che anche altre relazioni di quei due domini si somiglino: per esempio, potrebbe ipotizzare l'ipotesi che gli elettroni ruotino intorno al nucleo così come i pianeti ruotano intorno al sistema solare. Nella gran maggioranza dei casi l'individuazione di regolarità e la generalizzazione sono indissolubili l'una dall'altra, e la gran maggioranza dei processi induttivi le prevedono entrambe: eppure, dato che è possibile notare ripetizioni senza generare ipotesi, ed è possibile generare ipotesi a partire da un singolo evento (cioè, prima di notare una qualsiasi ripetizione dell'evento), è opportuno considerarle come due funzioni separate del sistema induttivo umano.

4.1.3 Induzione e apprendimento

Esistono due diversi modi di apprendere qualcosa: memorizzare un insieme di nozioni comunicateci dall'esterno (da un libro, da un docente ecc.), o sviluppare spontaneamente una serie di nozioni in base al confronto con l'esperienza o elaborando le nostre precedenti conoscenze. Il primo modo dipende esclusivamente dalle caratteristiche e capacità della memoria; il secondo modo, cioè l'apprendimento spontaneo, *è* la funzione induttiva (che genera ipotesi relative alla realtà) di concerto con la funzione di controllo (che esplora le aspettative generate dalle ipotesi per verificare la loro correttezza o non correttezza). In altre parole, nello studiare i processi induttivi si studia la base dell'apprendimento spontaneo: come si generano idee, opinioni, atteggiamenti, teorie, più o meno fondate o infondate.

4.2 Il "problema dell'induzione"

I filosofi hanno notato due aspetti problematici dell'induzione, l'uno concernente l'individuazione di regolarità, e l'altro concernente la generalizzazione. Tipicamente ci si riferisce a questi due problemi quando si menziona il "problema dell'induzione". Il primo aspetto del problema dell'induzione riguarda l'individuazione di regolarità. Buona parte dei processi induttivi si basa sull'osservazione di regolarità. Ma l'ambiente in cui viviamo è troppo complesso, e il sistema cognitivo troppo limitato, per poter tener traccia di tutti gli eventi e associazioni di eventi onde controllare sistematicamente quali si ripetano e quali no. In altre parole: *quali* tra le miriadi di associazioni tra eventi è utile controllare, per individuare regolarità che possano generare ipotesi sensate? Oppure: quali domini tra le miriadi di conoscenze in memoria è utile confrontare per stabilire se presentano analogie relazionali? Per esempio: quasi ogni mattina il gallo canta, e poco dopo sorge il sole; una dozzina di ore dopo ceniamo. Perché il ripetersi dell'associazione "il gallo canta – sorge il sole" viene notata e consente di generare un'ipotesi che diventa rapidamente una solida regola ("quando il gallo canta il sole sta per sorgere"), mentre il ripetersi dell'associazione "il gallo canta – dodici ore dopo si cena" non viene notata e non porta alla creazione di alcuna ipotesi né di alcuna regola? Il filosofo Peirce (1890) formulò questo problema con grande efficacia, sostenendo che se dovessimo procedere sistematicamente nell'esplorare la presenza di regolarità nell'ambiente, "in dieci o ventimila anni di sviluppo le più grandi menti non riuscirebbero a sviluppare le conoscenze che attualmente possiede il più infimo degli idioti". Peirce concluse sostenendo che, evidentemente, veniamo al mondo con un'innata tendenza a "indovinare bene" gli ambiti entro i quali si possono fare ipotesi sensate, e quelli che presumibilmente non possono consentirci di ipotizzare alcunché di rilevante: questa "tendenza a indovinare bene" si traduce, nei termini della psicologia cognitiva, in un insieme di strategie euristiche e di vincoli cognitivi che ci guidano nel notare alcune regolarità, e non altre (e, talvolta, ci fanno presumere regolarità affatto inesistenti).

Il secondo aspetto del problema dell'induzione riguarda la funzione di generalizzazione. Fu notato da Aristotele, ed è poi stato illustrato da John Stuart Mill (1843): perché, in alcuni casi, un singolo esempio è sufficiente a farci inferire una solida regola, mentre in altri casi non basta l'osservazione di una miriade di esempi? Per esempio, immaginate di andare per la prima volta in gita ai tropici: dopo aver bevuto acqua dal rubinetto, vi ammalate di dissenteria. A rigor di logica non avete osservato alcuna regolarità, perché l'associazione non si è mai ripetuta. Ma vi basta affidarvi al caso singolo per generare la solida ipotesi "è pericoloso bere acqua di rubinetto ai tropici". Al tempo stesso, disponiamo di molti esempi di ripetizione dell'associazione "chiunque mangi e respiri prima o poi muore": ma è estremamente improbabile che qualcuno sviluppi l'ipotesi "mangiare e respirare è mortale".

Non solo, quindi, siamo dotati di sistemi che ci "guidano" nella individuazione di regolarità: siamo anche dotati di meccanismi che determinano la nostra fiducia verso la possibilità di generalizzare quelle regolarità, trasformandole in regole più o meno forti.

4.3 Cos'è una "regolarità"? Il caso e la percezione del caso

4.3.1 Regolarità come "comprimibilità"

Non è facile definire una regolarità: la descrizione fornita prima, "qualcosa che si ripete", è corretta in molti casi, ma molto vaga; inoltre, è ovvio che non tutte le ripetizioni sono "regolarità". Le regolarità possono presentarsi in moltissime forme. Una loro miglior comprensione richiede una definizione *negativa*: cioè, cosa una regolarità *non* è. Il contrario della regolarità è il *caso*: una serie di eventi *perfettamente casuale* è una serie di eventi in cui *non si presenta alcuna regolarità*. Le regolarità sono quindi quei fenomeni che permettono di sospettare che una serie di eventi *non sia* casuale (cioè, che alcuni di quegli eventi non siano tra loro indipendenti). Alcuni matematici hanno cercato di definire il caso e le sue caratteristiche "tipiche".[1] Di solito, per farlo, la serie di eventi casuali viene semplificata in una stringa di numeri. Per massima semplicità, la stringa si compone di numeri binari: 0 o 1, che possono essere intesi come i due possibili esiti del lancio di una moneta, per esempio 0 = TESTA, 1 = CROCE. La stringa massimamente casuale *è la stringa la cui descrizione più corta è la stringa stessa* (Solomonov, 1964; Kolmogorov, 1965; Martin-Löf, 1966; Kolmogorov, Uspensky, 1987; Chaitin, 1975, 1988). Per arrivare a questa definizione esaminiamo alcune stringhe. A fini esemplificativi utilizzeremo stringhe finite composte da 41 numeri binari:

a) 11111111111111111111111111111111111111111
b) 11111111111111111111100000000000000000000
c) 10101010101010101010101010101010101010101
d) 11101011000110111000010100111000110100011
e) 11001100110011001100110011001100110011001

Notiamo in primo luogo che, contrariamente a una comune assunzione, la probabilità della singola stringa non ci aiuta a stabilire quale serie sia più casuale, e quale meno. Se consideriamo ogni stringa come l'esito ordinato di una moneta lanciata 41 volte, ognuno degli esiti *a-e* è equiprobabile ($p = 1/2^{41}$). Tuttavia

1. Fermo restando che se una serie di eventi rispettasse tutti i criteri di casualità stabiliti dai matematici, per definizione non sarebbe casuale: infatti, il rispettare tutti i criteri sarebbe una regolarità. In altre parole, una serie di eventi casuali deve violare qualche criterio di casualità. Questo è un noto paradosso, che, nella pratica, si riflette nel fatto che nessuno dei prodotti di un buon generatore di numeri casuali supera *tutti* i test statistici di casualità.

l'intuizione suggerisce, correttamente, che la stringa *a* sia decisamente non casuale, e la stringa *d* sia decisamente più casuale: in altre parole, dopo 41 lanci con esito *a* avremmo seri motivi di *ipotizzare* che la moneta non sia bilanciata; dopo 41 lanci con esito *d* non avremmo alcun serio motivo per dubitare che la moneta sia equilibrata. Dato che le due stringhe hanno eguale probabilità, la probabilità dell'esito, da sola, non è di alcun aiuto nello stabilire la casualità. Un approccio più corretto è quello di considerare non la probabilità di ogni stringa, ma la probabilità di ciascun numero all'interno di una stringa, cioè la probabilità della stringa come appartenente a una *classe di possibili esiti*. Per esempio, la diversa casualità di *a* e *d* potrebbe discendere dal fatto che su tutte le 2^{41} possibili stringhe che potrebbero risultare dal lancio della moneta solo *una* stringa contiene 41 uno: la probabilità di quella classe di esiti è quindi di $1/2^{41}$, cioè 4.5 su diecimila miliardi. Invece, ben 12.24% stringhe possibili hanno esattamente 21 uno e 20 zero (cioè, 52.5% uno, e 47.5% 0), come si osserva nella stringa *d*. La probabilità delle classi di esiti ci aiuta a discriminare il diverso grado di casualità di *a* e *d*. Si dice "*entropia di primo ordine*": in una stringa casuale sufficientemente lunga ogni *singolo* esito deve essere equiprobabile. Ma il criterio dell'entropia di primo ordine non regge se osserviamo le stringhe *b* e *c*. Sono ovviamente meno casuali di *d*. Eppure, entrambe comprendono esattamente 21 uno e 20 zero, appartenendo alla stessa classe di esiti di *d*. Per discriminare queste stringhe è sufficiente ricorrere alla *prevedibilità di primo ordine*, cioè la *prevedibilità di un esito in base all'esito immediatamente precedente*: su stringhe binarie si misura con la "probabilità d'alternanza". In una serie binaria, si ha un'*alternanza* ogni volta che un esito successivo è diverso dal precedente. In altre parole, se da due lanci consecutivi otteniamo 11 o 00, non abbiamo alcuna alternanza. Se invece otteniamo 10 o 01, abbiamo un'alternanza. Se il lancio è casuale, dato un esito 1 avremo esattamente probabilità 50% che l'esito successivo sia 1, e probabilità 50% che l'esito successivo sia 0: in altre parole, se il processo di generazione della stringa binaria è casuale, la probabilità di osservare un'alternanza per ogni transizione da un esito all'altro è 50%. In una stringa di 41 numeri ci sono 40 transizioni da un esito all'altro: per ottenere una probabilità di alternanza pari al 50% (cioè, un andamento perfettamente casuale secondo il criterio considerato), di queste 40 transizioni 20 dovranno essere alternanze, e 20 dovranno mantenere lo stesso esito precedente. Nella stringa *d* questa caratteristica è rispettata: ci sono esattamente 20 alternanze, risultando in una probabilità di alternanza pari al 50%. Nella stringa *b* c'è solo un'alternanza: la probabilità d'alternanza è quindi 2.5%, molto diversa da quanto atteso per una stringa casuale. Nella stringa *c* ci sono 40 alternanze, con probabilità d'alternanza pari al 100%, anch'essa molto diversa da quanto atteso per una stringa casuale. La probabilità d'alternanza, come misura, equivale all'*entropia di secondo ordine*: l'entropia di secondo ordine è la probabilità di ogni sottostringa di lunghezza 2; in una serie binaria perfettamente casuale, tutte le possibili sottostringhe di lunghezza 2 devono essere equiprobabili. Le possibili sottostringhe sono quattro: 10, 01, 11, 00. Nella serie *d* ne osserviamo esattamente dieci di ciascun tipo. Nelle serie *b* e *c*, l'equiprobabilità delle sottostringhe non è rispettata (per esempio, nella serie *b* c'è solo una coppia 01, e nessuna 10). Quindi, la probabilità d'alternanza e l'entropia di secondo ordine ci aiutano a capire perché la stringa *d* è più casuale delle stringhe *b* e *c*, nonostante abbiano tutte eguale entropia di primo ordine ("21 uno, 20 zeri"). Ma l'entropia di secondo ordine e la probabilità d'alternanza non ci aiutano nel confrontare *d* ed *e*. Sia la stringa *d* sia la stringa *e* hanno una probabilità d'alternanza ed entropia di secondo ordine eguali a quelle attese per una serie massimamente casuale; eppure, la stringa *e* non è affatto casuale: un singolo esito non è prevedibile in funzione dell'esito precedente (dato un qualsiasi 1, metà delle volte è seguito da 1, e metà da 0), ma è perfettamente prevedibile in funzione dei *due* esiti precedenti. Questo problema si può risolvere, per esempio, traducendo ogni stringa sostituendo uno 0 per ogni transizione senza alternanza, e un 1 per ogni transizione con alternanza; *d* ed *e* diventano:

d')0011110100101100100011110100100101110010
e')0101010101010101010101010101010101010101

La probabilità d'alternanza e l'entropia di secondo ordine calcolate sulle stringhe così trasformate equivalgono all'entropia di *terzo ordine* calcolata sulle stringhe originali *d* ed *e* (per una eccellente spiegazione dell'importanza di calcolare l'entropia di diversi ordini si veda Attneave, 1959, pp. 19-26). Per la stringa *d'*, la probabilità d'alternanza è 56.4%, ancora molto vicina al valore 50% atteso in una stringa perfettamente casuale. La probabilità d'alternanza in *e'* è 100%, estremamente diversa da quella attesa in una stringa casuale. Quindi, se dall'entropia di secondo ordine passiamo all'entropia di terzo ordine riusciamo a discriminare la diversa casualità delle stringhe *d* ed *e*. Ma potremmo proseguire, sempre trovando una stringa che rispetti i criteri di casualità applicati fino a quel momento, pur mostrando evidenti regolarità. Il problema si risolve con stringhe infinite: *l'entropia di ordine n* stabilisce che in ogni stringa infinita perfettamente casuale ogni possibile sottostringa di lunghezza *n* deve essere egualmente rappresentata. Al crescere della lunghezza di una serie casuale finita, la misura d'entropia d'ordine *n* della serie si approssima a quella della stringa infinita, purché la lunghezza *n* delle sottoserie considerate sia trascurabile rispetto alla lunghezza della stringa.

L'entropia qui discussa è dimostrabilmente equivalente (Chaitin, 1975) all'entropia nella teoria dell'informazione di Shannon (1948), che, in termini estremamente semplicistici, è una misura del numero di possibili decodifiche di un segnale: tanto maggiore l'entropia, tanta più informazione è necessaria per decodificare il segnale. Questo consente di tornare alla definizione originale: una stringa *la cui descrizione più breve è se stessa* è per definizione una stringa con entropia massima, quindi massimamente casuale (Martin-Löf, 1966).[2] Qualsiasi stringa che possa essere descritta più brevemente della stringa originale sarà *meno casuale*. In altre parole, qualsiasi serie di eventi che possa essere rappresentata *senza che sia necessario rappresentare ogni singolo evento* costituisce una serie *non perfettamente casuale*: cioè, una serie che contiene una qualche regolarità. Un esempio: se vogliamo riferire i risultati delle ultime 31 estrazioni del lotto, non possiamo che fornirne una lista. La descrizione degli esiti ha pari lunghezza della stringa degli esiti. Se invece vogliamo elencare in ordine i singoli giorni della settimana presenti in un mese di 31 giorni, possiamo dire, per esempio: "il mese è iniziato di venerdì, e poi ci sono state quattro settimane complete". La stringa di eventi (i 31 giorni) mostrava una regolarità: all'interno della settimana, i giorni si susseguono sempre nello stesso ordine. La regolarità ha consentito di *comprimere* la descrizione della serie di eventi. La *comprimibilità* rispetto a un dato linguaggio di descrizione è una misura di casualità alternativa, ed equivalente, all'*entropia*, e si applica alle stringhe *a*-*e* dell'esempio precedente:[3] la stringa *a* può essere descritta come "41 uno"; la stringa *b* può essere descritta come "21 uno seguiti da 20 zeri"; la stringa *c* come "10 ripetuto 20 volte, seguito da 1"; la stringa *f* come "(2 uno e 2 zero) ripetuti 10 volte, seguiti da 1". Solo la stringa *d* sfugge alla possibilità di compressioni ovvie.

In questo modo siamo giunti a una definizione di *regolarità*: in una stringa numerica, una regolarità è qualsiasi cosa che consenta di comprimere la stringa. Passando dai fatti numerici agli eventi reali, una regolarità è qualsiasi cosa che consenta di rappresentare una serie di eventi senza rappresentare individualmente ogni singolo evento nella serie. Per esempio, un bambino che osservi quattro volte un bicchiere cadere, e tre volte rompersi, potrà rappresentarsi mentalmente l'elenco dei quattro episodi presi singolarmente; oppure potrà comprimerli, creando le due categorie: "tre episodi in cui il bicchiere si è rotto" e "un episodio in cui il bicchiere non si è rotto". Lo scienziato che noti la somiglianza di alcune relazioni che intercorrono tra sole e pianeti, e tra nucleo ed elettroni, le potrà rappresentare sinteticamente limitandosi ad annotare che gli argomenti "sole/pianeti" e "nucleo/elettroni" sono entrambi istanziabili a identiche relazioni quali "è più grande di (x, y)" o "attrae (x, y)", o infine "ruota intorno a (y, x)".

Il concepire le regolarità come caratteristiche che consentono di comprime-

2. Questi concetti hanno avuto vasta eco, e in letteratura si trovano riferimenti a essi con nomi diversi: si ricordi che i termini "casualità algoritmica", "contenuto d'informazione algoritmica", "complessità di Kolmogorov", o, più semplicemente, "complessità", si riferiscono tutti al medesimo concetto che qui, per brevità, chiamiamo "casualità".

3. Secondo Kolmogorov (1965; Kolmogorov, Uspensky, 1987), e Chaitin (1975, 1988), la descrizione della stringa di eventi deve essere in un qualche linguaggio *formale*, la cui lunghezza è direttamente traducibile in *bit* (unità di misura base dell'informazione, equivalente all'informazione necessaria a discriminare tra due eventi equiprobabili). La misura che se ne ottiene mantiene gli stessi rapporti di equivalenza quale che sia il linguaggio formale scelto. Nel testo ci limitiamo a esempi intuitivi basati sul linguaggio naturale.

re la rappresentazione di una serie di eventi ha avuto vasta applicazione in psicologia. Già Thurstone e Thurstone (1941) trovarono che le persone, poste di fronte al compito di memorizzare o completare alcune serie di lettere (per esempio: "a b c d a b c e a b c f...") tendono a estrarre "regole" che consentano loro di descrivere concisamente la serie. Successivamente Simon e Kotovsky (1962), sempre utilizzando compiti di completamento di serie, svilupparono un primo linguaggio formale "psicologico" per descrivere come le persone codifichino le regolarità presenti in serie di stimoli (nel loro caso, gli stimoli erano stringhe di lettere). Successivamente furono sviluppati altri due linguaggi: quello di Leeuwenberg (1969) si prefiggeva di rappresentare i processi di codifica relativi a serie di stimoli grafici (la teoria dell'informazione strutturale, o TIS, di cui Leeuwenberg fu uno dei fondatori è ancora influente in alcuni ambiti teorici della psicologia della percezione); quello di Vitz e Todd (1969) fu il primo a riferirsi esplicitamente a misure di entropia, e a misurare la complessità delle serie di stimoli in bit. Successivamente, Simon (1972) rianalizzò tutti gli studi di completamento e ricordo di serie, trovando che le previsioni teoriche dei tre linguaggi di codifica disponibili erano pressoché equivalenti: nonostante le loro differenze, tutti si basavano su assiomi comuni, come l'importanza attribuita alle relazioni di *identità* e di *prossimità*. Un limite di questi tentativi consisteva, forse, nell'eccessivo formalismo: i linguaggi sviluppati erano estremamente precisi, senza considerare il fatto che, nello spostarsi dalle serie di figure o di lettere all'individuazione di regolarità nell'ambiente reale, la precisione del formalismo sarebbe risultata inapplicabile. Purtroppo oggi non abbiamo a disposizione alcuna teoria in grado di ridurre la percezione di regolarità *in generale* all'azione di pochi operatori elementari: apparentemente, è possibile sviluppare teorie del genere solo su domini specifici, e facendo alcune assunzioni relative ai limiti delle conoscenze dell'osservatore. Infatti, l'insieme di regolarità percepibili in una data serie di stimoli varia al variare delle conoscenze precedenti (vedi paragrafo 4.6). Per esempio, la serie binaria *d* negli esempi del paragrafo precedente è apparentemente casuale: ma un qualsiasi crittologo in erba a cui venisse detto che si tratta di una codifica crittografica della stringa di testo "teore#" sarebbe in grado in poco tempo, a partire da questa conoscenza e dalle sue conoscenze di crittografia, di trovare nella stringa delle ben precise regolarità che gli consentirebbero di indurre regole per tradurre la nuova stringa "110000111100011111010110101110111101010". D'altra parte, un importantissimo merito delle ricerche citate consiste nell'aver permesso di formalizzare il concetto di *chunk* informazionale: un *chunk* è una rappresentazione che, attraverso un processo di *codifica*, comprime una serie di informazioni in base a una qualche regolarità, consentendo di memorizzare quelle informazioni in modo parsimonioso. L'induzione umana procede da questi processi di codifica: si realizza quando un insieme di eventi o conoscenze viene "compressa", cioè ricodificata in *chunk* alla luce di alcune regolarità.

4.3.2 La percezione del caso

Lo studio della percezione del caso è uno dei più classici e avvincenti ambiti d'indagine della psicologia sperimentale: conobbe un fiorire di ricerche negli anni Cinquanta, e tuttora produce molte ricerche sofisticate. Perché dedicare così tanta attenzione a un argomento che a molti potrebbe apparire marginale e astruso? La ragione è semplice: studiando la percezione del caso si studia, al contempo, la percezione delle regolarità. Ove non si percepisca il caso, per definizione si percepisce un qualche tipo di regolarità, *indipendentemente dalla natura qualitativa di tale regolarità* (che, come abbiamo illustrato nel paragrafo precedente, spesso va chiarita caso per caso). Come chiarisce Lopes (1982), percepire un evento come *non-casuale* porta a chiedersi una *spiegazione* di tale evento, segnando l'inizio del processo di generazione di ipotesi. In altre parole, il "motore fondamentale" che fa scattare i meccanismi induttivi è proprio la percezione di non-casualità: se qualche evento non ci sembra una coincidenza fortuita, allora, e solo allora, cominciamo a chiedercene le ragioni. Due tipi di errori sono possibili: percepire una serie casuale di eventi come non casuale porta a sviluppare ipotesi infondate; viceversa, non accorgersi che una serie di eventi è non-casuale ci rende ciechi ad alcune regolarità ambientali, limitando le nostre capacità di apprendimento spontaneo. Entrambi i tipi di errore possono avere conseguenze pratiche di rilievo.

4.3.2.1 Metodi di studio

I principali paradigmi di ricerca negli studi sulla percezione del caso sono:

a) **Compiti di predizione su serie casuali**. I partecipanti sono esposti a serie di stimoli casuali, e devono predirne il proseguimento; tipicamente, a ogni predizione segue un feedback di correttezza. Questo tipo di compito fu usato in molte ricerche degli anni Cinquanta (per esempio, Hake, 1955; Hake, Hyman, 1953; Jarvik, 1951; Nicks, 1959; Ross, Levy, 1958). Attualmente, alcune sue versioni sono usate per lo studio dell'*apprendimento implicito per associazione* (vedi paragrafo 4.4.7). Nel complesso, i primi risultati ottenuti con questo metodo suggerirono conclusioni molto forti, sintetizzate in epitome da Cohen (1960): "niente è più alieno alla mente umana dell'idea di casualità" (pag. 42). La conclusione è troppo forte, ma non del tutto scorretta; ciò nonostante, la scarsa prestazione delle persone in questi compiti forse non era dovuta a una distorta concezione del caso, ma a errate presupposizioni sugli obiettivi della ricerca, al ricordo delle risposte precedenti, e ai feedback ricevuti (si veda Peterson, 1980).
b) **Compiti di generazione di serie casuali**. È il paradigma più utilizzato (si vedano le recensioni di Tune, 1964, e Wagenaar, 1972, e gli studi di Kubovy e Gilden, 1991; Neuringer, 1986; Teigen, 1984; Wagenaar, 1970; Wiegersma,

1982). Ai partecipanti viene chiesto di simulare i risultati di un meccanismo casuale, per esempio il lancio di una moneta.

c) **Compiti di valutazione di serie casuali.** Ai partecipanti viene chiesto di giudicare la casualità di una serie (su scala a intervalli), o di ordinare alcune serie in ordine di casualità percepita (per esempio, Falk, Konold, 1997; Lopes, Oden, 1987; si veda anche la recensione di Bar-Hillel e Wagenaar, 1991, e i commenti critici di Nickerson, 2002). Queste ricerche hanno usato serie sia unidimensionali (lettere, numeri) sia bidimensionali (matrici grafiche come quelle in figura 4.1).

La griglia che meglio rispetta i criteri della casualità formale è la B (probabilità d'alternanza: 51%). La griglia percepita come più casuale è la C (probabilità d'alternanza: 63%), mentre quella percepita come meno casuale è la A (probabilità di alternanza: 37%). Si noti che lo scostamento dalla casualità perfetta di C e di A è identico (13%).

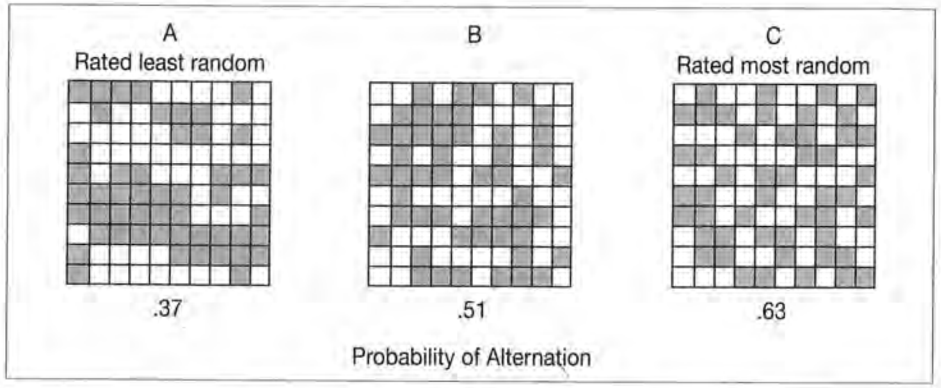

Figura 4.1 *Overalternation bias* su stimoli bidimensionali: tre griglie presentate da Falk (1975; citato in Falk, Konold, 1997).

4.3.2.2 *Tendenza alla sovralternanza*

Il principale risultato, osservato nella maggior parte delle ricerche e con tutti i metodi sperimentali utilizzati, è la cosiddetta "tendenza alla sovralternanza" o *overalternation bias*. Il sistema cognitivo umano sembra attribuire al caso continua variabilità degli esiti: in altre parole, da un processo casuale la gente si aspetta un'alternanza di esiti eccessiva rispetto a quella osservata mediamente negli esiti reali di quello stesso processo. Il risultato è che serie lunghe di esiti privi di alternanze, o *run*, vengono percepite come probabilmente non-casuali, anche quando sono perfettamente compatibili con i risultati di un processo casuale (Gilovich, Vallone, Tversky, 1985; Wagenaar, Keren, 1988). In compiti di generazione, le persone producono serie che contengono troppi *run* corti ri-

t = testa; c = croce; α = peso attribuito al bias, oscillante tra 0 (bias estremo) e 1 (bias assente); p( ) sta per "probabilità di".

Figura 4.2 Diagramma di flusso che illustra l'overalternation bias, o "fallacia del giocatore". (Da Nickerson, 2002)

spetto a quelli attesi da un processo genuinamente casuale; in compiti di valutazione, valutano le serie con *run* lunghi come meno casuali di quelle con *run* corti (a parità di altre proprietà statistiche delle serie). La tendenza alla sovralternanza viene anche chiamata "effetto recenza negativo" (*negative recency*) o "fallacia del giocatore" (*gambler's fallacy*), riferendosi al fatto che, nel valutare o generare una serie casuale, le persone agiscono come se attribuissero agli ultimi esiti una probabilità di ripresentarsi minore rispetto alla probabilità degli esiti meno recenti. Per un giocatore d'azzardo, si tratta di quella fortissima tendenza ad aspettarsi il nero alla ruota della roulette dopo aver visto il rosso uscire 5 o 6 volte di fila, o a ritenere un numero più probabile degli altri sulla ruota del lotto solo perché quel numero "è in ritardo". Nel diagramma di figura 4.2 il *bias* è applicato a una serie di lanci di moneta, equiparandolo a un peso moltiplicativo α che modifica la probabilità dell'esito successivo alla luce dell'ultimo esito osservato. La tabella 4.1 illustra le fluttuazioni nella probabilità di testa e di croce corrispondenti a una serie di 10 lanci. La tabella 4.2 illustra il risultato sull'aspettativa di ottenere *n* lanci uguali in successione. Come si vede in tabella 4.2, la possibilità che, dato un lancio, quel lancio sia l'inizio di una serie di 7 lanci consecutivi con esiti uguali, non è poi così bassa: su 100 sottoserie di 7 lanci consecutivi (106 lanci complessivi della moneta), ci dovremmo ragionevolmente aspettare circa 1.5 di tali serie. Ma la probabilità di tale evento qualora si sia proni alla "fallacia del giocatore" (arbitrariamente fissata a un peso α = 0.5) diventa irrisoria: 1 su 2.000.000 di sottoserie di lunghezza 7 (si tenga

Tabella 4.1 L'andamento della probabilità attribuita ad ogni esito in una serie di 10 lanci di moneta, applicando un overalternation bias pari ad α = .5. Si tenga presente che in assenza di bias le colonne p(c) e p(t) dovrebbero contenere sempre il valore .5.

lancio	p(t)	p(c)	Esito
1	.5	.5	t
2	.25	.75	t
3	.125	.875	c
4	.562	.438	c
5	.781	.219	c
6	.891	.109	c
7	.945	.055	t
8	.473	.527	c
9	.736	.264	t
10	.368	.632	c

Tabella 4.2 Probabilità di ottenere n risultati eguali lanciando n volte una moneta equa. La colonna di sinistra indica la probabilità reale, la colonna di destra indica la probabilità valutata se influenzati da un bias di sovralternanza con peso α = .5. (Da Nickerson, 2002)

	Probabilità di ottenere n esiti consecutivi uguali	
n	**Reale**	**Con fallacia**
1	1	1
2	.5	.5
3	.25	.125
4	.125	.0156
5	.0625	.00098
6	.03125	.00003
7	.015625	.0000005

Nota: la probabilità 1 di ottenere il primo esito è stabilita arbitrariamente.

presente che le simulazioni di Nickerson sono solo a scopo esplicativo, e i valori calcolati devono essere considerati solo a titolo esemplificativo).

Una sintesi dei vari risultati sperimentali ottenuti sia con compiti di generazione sia con compiti di valutazione di serie casuali suggerisce che, in media, le persone percepiscano una serie binaria come massimamente casuale quando la sua probabilità di alternanza è circa il 65% (Falk, Konold, 1997). Come conseguenza, le serie che sono il *reale* prodotto di un processo casuale (per esempio, serie di lanci di moneta) sono percepite come leggermente più *regolari* rispetto a serie "pseudocasuali" prodotte da altri individui, e quindi affette da sovralternanza (Lisanby, Lockhead, 1991). Naturalmente, serie sottoalternate (per esempio, serie con probabilità di alternanza del 35%, cioè discoste dal caso perfetto esattamente quanto le serie sovralternate al 65%) sono percepite come eccessivamente regolari per essere il prodotto genuino di un processo casuale.

La tendenza alla sovralternanza, per quanto si tratti di un risultato empirico ormai ampiamente confermato, deve essere intesa come *tendenza media*. Esistono differenze individuali nella performance in compiti di valutazione e generazione, come mostrato da Budescu (1987; Rapoport, Budescu, 1992, 1997). Alcuni individui sono soggetti al *bias* opposto, cioè una tendenza a percepire maggior casualità in presenza di sottoalternanze; altri non sono soggetti ad alcun tipo di *bias*. Anche il comportamento di uno stesso individuo può essere variabile: Budescu (1987) ha individuato diversi stili individuali abbastanza costanti nella percezione e produzione di serie casuali; ma Wiegersma (1982, 1986, 1987) ha trovato correlazioni nulle o molto basse tra la prestazione di uno stesso individuo in diversi compiti.

4.3.2.3 Tendenza alla sovralternanza fuori dal laboratorio

A causa dell'*overalternation bias* tendiamo ad attribuire a *run* lunghi una probabilità di essere la manifestazione di un processo casuale notevolmente inferiore rispetto a quella effettiva: in altre parole, tendiamo a ritenere poco probabile che *run* lunghi siano coincidenze fortuite, e ipotizziamo per essi una qualche spiegazione. Talvolta queste spiegazioni inducono a gravi errori di giudizio e a pensiero superstizioso. L'economista Taleb (2001) esemplifica alcuni di questi errori in un gradevole libro divulgativo. Esaminiamone uno tipico: immaginate che la sequenza di 7 esiti in tabella 4.2 non siano lanci di una moneta, ma il risultato di un anno di lavoro di un *trader* sul mercato finanziario. Il *trader* può ottenere guadagni o perdite. Immaginiamo che nell'anno 1 siano stati assunti 100 *trader* egualmente abili: ogni anno, ciascuno ha il 50% di probabilità di guadagnare, e il 50% di perdere; quindi, eventuali differenze di prestazione tra i diversi trader sono attribuibili esclusivamente alla componente casuale sempre presente nel mercato finanziario. Immaginiamo ancora che le banche che impiegano i trader siano altamente "competitive"; non importa quanto spesso un *trader* abbia guadagnato negli anni precedenti: se un anno perde, viene immediatamente licenziato (un assunto non del tutto dissimile dal comportamento reale di alcune banche di investimento). Alla fine del settimo anno, dei 100 *trader* assunti nell'anno 1 ne saranno sopravvissuti uno o due, che avranno guadagnato in ogni singolo anno. Come stabilito negli assunti di partenza, i "salvati" non hanno maggiori capacità dei "sommersi": nel mercato c'è una componente casuale, e assumendo 100 trader con le caratteristiche date, si poteva *a priori* prevedere che solo 1.5 di loro avrebbero guadagnato per sette anni di seguito (senza che questo costituisse alcun indizio a favore di una loro maggior competenza). Tuttavia, sia i fortunati trader "vincenti", sia i loro conoscenti, saranno ben lungi dall'attribuire alla semplice azione del caso la sequenza di successi: la serie di successi è troppo lunga perché sia considerata una coincidenza fortuita, e le 98 o 99 serie che, presentando *run* meno lunghi, sono state interrotte dal licenziamento, sono state presto dimenticate. Si attivano i meccanismi induttivi, volti a cercare una ragione per la serie di successi, che verrà identificata nella "bravura", "intuito", o simili. I sopravvissuti si considereranno molto più bravi dei colleghi "scomparsi", svilupperanno fiducia incrollabile nel loro "infallibile intuito", e così via; anche i loro colleghi e conoscenti tenderanno a considerarli "guru" della finanza. In accordo con gli assunti del nostro esempio, la probabilità che uno di questi "guru" perda durante l'ottavo anno rimane il 50%. Ciò nonostante, saremo ben lieti di affidare loro, piuttosto che a un nuovo arrivato *selezionato in base agli stessi criteri*, tutti i nostri risparmi. L'esempio mostra come il semplice effetto del caso, unito a un filtro di selezione che "elimina i perdenti" e ci fa perdere di vista il fatto che ciò che osserviamo è solo *un esito tra i tanti*, ci espone a percepire regolarità inesistenti in base alle quali costruiamo forti opinioni sia relative a noi stessi, sia relative ad altri. Ovviamente, lo stesso meccanismo può essere alla base del senso di sfiducia in se stessi e devalorizzazione che porta alcuni individui alla depressione dopo una serie prolungata, per quanto accidentale, di insuccessi o disgrazie.

Un altro esempio di come questo errore nella percezione del caso possa influenzare direttamente, e con forza, le nostre opinioni, è il fenomeno della "mano calda" nel gioco del basket: cioè, quella propensione a ritenere che se un giocatore ha appena fatto canestro, allora ha la "mano calda", e ha una maggior probabilità degli altri giocatori di fare canestro nuovamente. Tifosi, giocatori, e allenatori credono ciecamente che il fenomeno della mano calda sia una realtà: il giocatore che "azzecca" una serie positiva "non lo fa per caso". Come risultato di questa credenza, i compagni passano la palla più spesso a un giocatore che ha appena segnato, rispetto a uno che ha appena sbagliato. Gilovich, Vallone e Tversky (1985; Tversky, Gilovich, 1989a, b) analizzarono una gran quantità di dati relativi alle effettive prestazioni di molti giocatori, e dimostrarono che la sequenza dei loro centri ed errori non si discosta da quanto atteso rispetto a un processo bernoulliano (cioè, un processo casuale con esiti binari in cui si attribuisce, a ogni lancio, una medesima probabilità di successo). La credenza della "mano calda" è dovuta solo al fatto che quando nella serie casuale di centri ed errori si presenta una serie "lunga" di centri consecutivi, le persone hanno difficoltà a considerarla il normale esito di un processo casuale, e ne cercano i fattori causali. In altre parole, se un giocatore ha una probabilità media del 50% di segnare a ogni tiro (ma la probabilità potrebbe essere più alta o più bassa, senza che il concetto cambi), e se nel corso di una partita fa circa 100 tiri, si può prevedere a priori che la probabilità che azzeccherà almeno una serie di 7 tiri senza errori è piuttosto alta. Eppure, quando questa serie si presenta, lui stesso, i suoi compagni, i tifosi, e l'allenatore ritengono che la serie non sia fortuita, ma indizio di "mano calda", e agiscono di conseguenza. Anche se non studiato empiricamente, si può ritenere che l'opposto della "mano calda" sia di nuovo un filtro selettivo che "elimina i perdenti": un *run* lungo di canestri mancati spingerà a ritenere che il giocatore sia stanco o fuori forma, inducendo l'allenatore a ritirarlo dal campo.

Feller (1968) trovò che la gente riteneva che la maggiore concentrazione di bombe in alcuni punti non strategici durante il bombardamento di Londra "non poteva essere casuale". I suoi risultati sono compatibili con l'errata percezione di casualità in matrici bidimensionali (Teigen, 1984).

Wagenaar e Keren (1988) intervistarono diversi giocatori di casinò, illustrando la portata di un altro famoso meccanismo di pensiero superstizioso riconducibile al bias della sovralternanza. Impossibilitati a considerare serie particolarmente lunghe di vincite (o di perdite) come causate dalla loro bravura o da altri fattori diretti, data l'evidente incapacità di agire direttamente sull'esito, i giocatori ricorrono a ben radicate credenze sulla "buona" o "cattiva" fortuna: la fortuna è considerata un ente in grado di influenzare il caso, provocando serie più lunghe del "normale" di vincite (quando è "buona fortuna") o di perdite (quando è "cattiva fortuna"). Piuttosto che cambiare le loro concezioni riguardo alle caratteristiche dei processi casuali, i giocatori preferiscono invocare una vacua teoria infalsificabile per rendere conto degli scostamenti da quello che, a loro giudizio, dovrebbe essere il "normale" comportamento del caso. Il meccanismo non pare così diverso da quel tipico pensiero superstizioso che ha portato e porta tuttora molta gente a ritenere che se una persona è affetta da una lunga serie di eventi negativi, allora "Dio la sta punendo per i suoi peccati", o "La Provvidenza la sta mettendo alla prova", o "Ha un karma negativo", e simili credenze irrazionali capaci di provocare grave disagio psicologico.

Questi esempi mostrano come una semplice tendenza erronea nella percezione della distribuzione di eventi casuali porti a notare regolarità che non esistono; sulla base di tali regolarità la gente costruisce ipotesi esplicative che possono trasformarsi in convinzioni di notevole forza, con un impatto diretto sul comportamento (e, quindi, sulla realtà; Rosenthal, 1974; Dusek, 1975): convinzioni, è bene ricordarlo, del tutto infondate. D'altra parte, il bias di sovralternanza può avere un aspetto adattivo: per una proposta in tal senso, si consulti Kareev (1995). Per altri meccanismi che portano a notare regolarità che non esistono, si consultino i paragrafi 4.5.3.2 e 4.5.4.

4.3.2.4 Modelli teorici della percezione del caso

Diversi modelli teorici hanno cercato di spiegare quali processi cognitivi mettiamo in atto per valutare o generare una serie di eventi casuali. Non c'è unanimità su quale modello possa essere considerato il migliore, anche perché gli studi che supportano modelli diversi hanno spesso alcune differenze d'impostazione che li rendono difficilmente confrontabili tra loro. Per recensioni rinviamo a Nickerson (2002), e a Falk e Konold (1997). In questa sede ci occuperemo solo di due modelli, quello della *rappresentatività locale* di Kahneman e Tversky (1972) e quello della *ricodifica* di Falk e Konold (1997).

La rappresentatività locale. Secondo Kahneman e Tversky (1972), perché una serie sia considerata casuale deve essere *rappresentativa* (vedi paragrafo 4.5.3) della sua popolazione di appartenenza (cioè, della famiglia delle serie casuali). In altre parole, una serie di lanci di moneta dovrebbe comprendere circa lo stesso numero di teste e di croci (cioè, rispettare l'entropia di primo ordine), ed essere "irregolare" (un modo sintetico per descrivere le entropie di ordine superiore al primo). Inoltre, queste caratteristiche essenziali si dovrebbero manifestare non solo sull'intera serie, ma anche nelle sue sottoparti: cioè, ogni sezione *locale* della serie dovrebbe avere le caratteristiche *rappresentative* delle serie casuali (da qui il termine "rappresentatività locale"). Ma se si costruisce una serie in modo che ogni suo breve segmento rifletta l'equiprobabilità degli esiti e l'"irregolarità", il risultato sarà una serie con troppe alternanze rispetto a quelle medie previste da un processo casuale reale. In altre parole, la "fallacia del giocatore" è un corollario della tendenza a concepire un processo casuale come un meccanismo in grado di correggere *prontamente* ogni squilibrio nell'equidistribuzione e irregolarità degli esiti. In breve, Tversky e Kahneman (1971) sostengono che le persone applicano principi statistici che sono sostanzialmente corretti (equiprobabilità e irregolarità) quando applicati a lunghe sequenze di risultati casuali (in base alla "legge dei grandi numeri"; vedi paragrafo 4.5.1), ma li applicano a sequenze troppo brevi, come se credessero in una "legge dei piccoli numeri". La presenza di "rappresentatività locale" nelle serie casuali prodotte dalle persone è stata confermata da Budescu (1987). L'idea di Tversky e Kahneman si è rivelata molto prolifica, incoraggiando una quantità di ricerche e ricevendo diverse conferme sperimentali: ma è piuttosto informale e ha scarsa capacità predittiva, dato che non esiste alcuna procedura univoca per applicare l'euristica della "legge dei piccoli numeri" a uno specifico compito. Kubovy e Gilden (1991) sostengono che il concetto di rappresentatività locale richiede una nuova interpretazione in ogni contesto. Gigerenzer (1991) sostiene che si tratta di una interessante ri-descrizione del fenomeno che si proponeva di spiegare, priva tuttavia di capacità esplicative. D'altra parte, Tversky e Kahneman non hanno mai fatto mistero del fatto che i loro modelli teorici siano soprattutto descrittivi, e nell'indubbia qualità di tali descrizioni, più che nel loro potere esplicativo, ne sta il merito.

Modello della codifica. Secondo Falk e Konold (1997), il concetto matematico di *comprimibilità* è direttamente applicabile alla percezione di casualità. Per giudicare la casualità di una serie di eventi le persone tentano di "comprimerla" mentalmente, cioè di ricodificarla in termini di regolarità percepibili; o almeno valutano quanto sarebbe complesso il cercare di ricodificarla. Per Falk e Konold, il tentativo di codifica avviene suddividendo la serie in sottostringhe, o *chunk*, di unità omogenee (per esempio, 1111 o 000), e sottostringhe di alternanze (per esempio 10101010). Ipotizzano che la complessità psicologica della serie dovrebbe essere una funzione lineare del numero di *chunk* così ottenuti, attribuendo un peso doppio ai *chunk* di alternanze (in quanto l'unità base di un *chunk* omogeneo è un solo evento, mentre l'unità base di un *chunk* di alternanze si compone di due eventi: "01", o "10"). Questa semplice misura di complessità di codifica psicologica correla solo parzialmente con l'entropia della serie: a un uguale spostamento dell'entropia verso la sovralternanza o la sottoalternanza corrisponde uno stesso incremento nella comprimibilità della serie; al contrario, la metrica di complessità psicologica di Falk e Konold prevede complessità maggiore per spostamenti verso la sovralternanza, e minore per spostamenti verso la sottoalternanza, a causa del maggior peso attribuito ai *chunk* di alternanze. Per controllare le loro ipotesi gli autori hanno misurato la complessità di codifica di diverse serie casuali chiedendo ai partecipanti di memorizzarle, di ricostruirle, e di stimare direttamente la loro complessità. Hanno poi correlato le misure empiriche della complessità di codifica sia con l'entropia delle serie (la misura formale della casualità) sia con la casualità soggettiva percepita nelle serie, sia con la complessità psicologica stimata dalla codifica in *chunk* da loro ipotizzata. Nonostante tutte le variabili correlino positivamente, la correlazione è massima tra la complessità empirica, la casualità soggettiva, e la metrica di complessità psicologica. I risultati supportano l'idea che il giudizio di casualità sia il risultato secondario di un tentativo, fallito, di codifica: le persone cercano "ripetizioni" nella serie, che consentano loro di suddividerla in *chunk* facilmente memorizzabili; non trovando un modo semplice di ricodificare la serie in poche unità, giudicano la serie casuale. In altre parole, per questo modello il giudizio spontaneo di *non casualità* non è diretto, ma si fonda sul ritrovamento di regolarità nella serie, riconoscendo che diversi tipi di regolarità possano avere diverso peso psicologico.

4.3.2.5 Un problema di prospettiva

Anche qui, come già nel capitolo precedente nel discutere i concetti di uguaglianza e somiglianza, notiamo un problema nello stabilire quale sia il "concetto primitivo", e quindi il "meccanismo base" del sistema cognitivo, e quale quello derivato: un evento ci appare "regolare" in quanto attribuiamo poca probabilità al fatto che sia il prodotto del caso (come sembrerebbe, dal punto di vista del modello della "rappresentatività locale"), o piuttosto attribuiamo

poca probabilità al fatto che un evento sia il prodotto del caso *perché* vediamo in lui delle regolarità (come sembrerebbe dal punto di vista del "modello della codifica")? Il problema è aperto. Tuttavia, data la grande varietà del tipo di regolarità percepibili, l'attuale impossibilità nel circoscriverle, e la grande difficoltà incontrata nel definirle *in generale*, se non in negativo, ci sembra più vantaggiosa la prima prospettiva: assumiamo, quindi, che il sistema cognitivo giudichi probabile la presenza di una regolarità come risultato dell'attribuzione di una bassa probabilità al fatto che l'evento, o serie di eventi, sia il prodotto del caso. Questo modifica la definizione di regolarità suggerita inizialmente; psicologicamente, una regolarità non è *necessariamente* una ripetizione che consente di "comprimere" una serie di eventi, ma piuttosto un evento *non giudicato fortuito*: anche se non si è mai ripetuto. Questa nuova definizione sarà utile nella discussione dell'apprendimento per associazione, nei prossimi paragrafi. Le prove empiriche in questo senso sono comunque poche. Cherubini, Castelvecchio e Cherubini (2005) in due esperimenti, hanno presentato diverse triplette di numeri (per esempio, "2 – 4 – 6", "4 – 7 – 12") o coppie di triplette di numeri (per esempio, "2 – 4 – 6; 3 – 5 – 7", oppure "2 – 4 – 6; 4 – 7 – 12"), facendo credere ai partecipanti che si trattasse di triplette estratte a caso che fortuitamente rispettavano una "criterio" precedentemente stabilito dallo sperimentatore (e non comunicato ai partecipanti). Compito dei partecipanti era ipotizzare di quale criterio si trattasse. Per farlo, i partecipanti identificavano una regolarità che notavano nella tripletta o nelle triplette, e la usavano per enunciare un'ipotesi. Le regolarità percepibili in una tripletta di numeri sono infinite: per esempio, 2 – 4 – 6 senz'altro mostra la regolarità "numeri che crescono di due in due", ma anche "numeri che crescono a intervalli uguali", "numeri che crescono", "numeri pari", "numeri in cui la somma dei primi due dia il terzo", "numeri inferiori a 20", "numeri superiori a 1" ecc. Ciascuna di queste ipotesi ha un diverso contenuto di *informazione*, misurabile formalmente avvalendosi della teoria dell'informazione di Shannon (1948). Intuitivamente, il valore di informazione di "numeri che crescono di due in due" sarà superiore a quello di "numeri che crescono", perché l'insieme di triplette circoscritto dalla prima ipotesi è più piccolo (più *specifico*) di quello circoscritto dalla seconda per un qualsiasi insieme finito di numeri. Gli autori hanno trovato che la misura *formale* dell'informazione di ogni ipotesi generata prediceva la frequenza di generazione di tale ipotesi: quanto più una regolarità è informativa, tanto più viene notata. Per esempio, data la tripletta "3 – 5 – 7" la regolarità "numeri che crescono di due in due" era utilizzata più spesso di "numeri che crescono a intervalli uguali", che a sua volta era utilizzata più spesso di "numeri che crescono", nell'esatto ordine delle rispettive misure d'informazione. Le misure di casualità e le misure di informazione coincidono (Chaitin, 1975): in altre parole, una regolarità "più informativa" è anche una regolarità "meno casuale". Questa evidenza supporta l'idea che la percezione di non-casualità (o, equivalentemente, la percezione di informatività) sia alla base della percezione di regola-

?

rità, piuttosto del contrario; ma, trattandosi di un'evidenza isolata, e non ancora estesa al di là del dominio numerico (dominio entro il quale i partecipanti possono avvalersi di vaste conoscenze precedenti), non può considerarsi risolutiva.

4.4 Dalle regolarità alle ipotesi: i meccanismi associativi nell'individuazione di covariazioni ambientali

Nel precedente paragrafo abbiamo illustrato come, probabilmente, le regolarità emergano da un giudizio di non casualità, o bassa probabilità di casualità, della combinazione di almeno due eventi (o caratteristiche di eventi). Perché la regolarità si trasformi in regola è necessario incrementare la fiducia che essa possa ripresentarsi, *ipotizzando* che un evento sia un buon *predittore* di un altro evento. In questo senso, un'*ipotesi* è un'associazione tra *almeno due* rappresentazioni di eventi, in cui il primo è considerato il predittore del secondo. L'induzione associativa che descriveremo nei successivi paragrafi consiste soprattutto di meccanismi impliciti, simili negli esseri umani e in altri animali: serve a generare ipotesi che "emergono" spontanee dall'osservazione di una serie di fatti ambientali, piuttosto che da conoscenze precedenti (anzi, come vedremo, le conoscenze precedenti possono *bloccare* questi meccanismi). Queste ipotesi "spontanee", che richiedono basso coinvolgimento dell'attenzione e del pensiero esplicito, giocano un ruolo importantissimo nella costruzione del sistema concettuale e, più in generale, delle opinioni e credenze più profondamente radicate negli esseri umani.

4.4.1 Un espediente notazionale

Seguendo la proposta di Holyoak, Koh, e Nisbett (1989; Holland et al., 1986) descriveremo le regolarità con il formalismo delle regole di produzione (vedi capitolo 3). L'evento o eventi predittori sono rappresentati dalla *condizione* della regola di produzione, mentre l'evento o eventi previsti sono rappresentati nell'azione della produzione:

evento predittore → *evento previsto*

Le regole di produzione consentono di descrivere facilmente sia le regolarità, sia le regole, sia l'eventuale successiva *generalizzazione* o *specializzazione* delle regole. A ogni regola è associato un parametro che ne determina la "forza" o il "successo", cioè la fiducia (implicita o esplicita) che abbiamo verso le capacità predittive di quella regola: una regolarità appena percepita è rappresentata da una produzione che, di solito, è debole (ma si veda l'apprendimento per singola esposizione, paragrafo 4.4.5); se la regolarità si ripete, la produzione si rafforza, e diventa una vera e propria regola. La *generalizzazione* della regola consiste nel creare una nuova regola con minor numero di condizioni, mentre la *specializzazione* consiste in una nuova regola con un maggior numero di condizioni. Per esempio, se un piccione affamato posto in una gabbia di Skinner[4] nota un'"insolita coincidenza", cioè che beccando una leva otterrà del cibo, rappresenteremo l'associazione con la produzione:

1) Affamato, Gabbia, Leva → Cibo

Si tratta di una "regolarità": un evento che non sembra fortuito, anche se, fino a questo momento, non si è mai replicato. Se l'evento si ripete, apparirà sempre meno fortuito; la produzione che lo rappresenta, applicata con successo sempre più spesso, diventa una vera e propria *regola appresa*. La regola potrebbe essere generalizzata, per esempio il piccione potrebbe aspettarsi del cibo anche se becca la leva quando non è affamato:

2) Gabbia, Leva → Cibo

Oppure potrà specializzarsi: per esempio, se una luce segnala i periodi in cui la leva non funziona, il piccione potrà generare la regola:

3) Affamato, Gabbia, Leva, Luce → non-Cibo

La specializzazione della regola non cancella né indebolisce la regola originale perché, se le condizioni di due regole sono simultaneamente soddisfatte, si attiva solo la regola con condizioni più specifiche. Per esempio, nella situazione "Affamato, Gabbia, Leva, Luce" è soddisfatta sia la regola 1 sia la regola 2, sia la regola 3; ma tenderà ad attivarsi *più spesso*[5] la regola 3, dato che ha una condizione più specifica; le regole 1 e 2, non attivandosi, non generano aspettative (che, andando fallite, indebolirebbero tali regole). Nelle architetture basate su regole di produzione l'ordinamento delle regole in funzione della specificità della loro condizione si chiama *gerarchia di default*.

Per evitare un comune fraintendimento, si tenga presente che nell'assumere un linguaggio per descrivere una serie di eventi non si sta asserendo che il linguaggio *coincida* con la serie di eventi: la mappa non è il territorio. In altre parole, nell'accettare le regole di produzione come espediente notazionale per descrivere i processi associativi non si asserisce che il sistema concettuale "sia"

4. Strumento tipico della ricerca sul condizionamento animale; si tratta di una gabbia dotata di vari attrezzi, quali dispensatori di cibo governati da leve, pulsanti, o altri marchingegni, luci, generatori di suoni, contatti elettrici che possono generare scosse in una parte o in tutto il pavimento ecc. (Skinner, 1938).

5. Nei modelli di questo tipo l'attivazione di produzioni è funzione probabilistica, più che deterministica, della loro forza e specificità.