



Intelligenza artificiale al servizio del pricing

Grazie alla granularità degli insight offerti, si possono creare regole dettagliate sull'assortimento e affinare la strategia di prodotto

di Lucia Paladino

Per decenni le aziende di moda hanno utilizzato come punto di partenza per stabilire il prezzo di un prodotto la cosiddetta *pricing formula*, ovvero: costo del prodotto + *mark-up* = prezzo *wholesale* (il prezzo pagato dai *retailer* ai produttori o ai brand) (Box 1) (1). A questo, per giungere al *retail price* (prezzo al pubblico), bisogna aggiungere un ulteriore *mark-up*, più o meno fisso per categoria, stabilito rispetto agli

obiettivi strategici e di profitabilità dell'azienda e aggiustato in presenza di categorie particolari, nuovi prodotti o *carry over* (prodotti che si ritrovano negli assortimenti di ogni stagione sempre uguali). Il secondo *mark-up* deve dunque essere in grado di coprire tutti i costi generali legati alla distribuzione (negozi, dipendenti in negozio, bollette, materiali promozionali ecc.).

In fase decisionale i prezzi sono anche rivisti tenendo conto di dati storici e in particolare degli anda-

menti di vendite della precedente contro-stagione e tenendo in considerazione casi di successo/insuccesso dei capi e di analisi competitor più o meno dettagliate.

Un procedimento simile e strettamente legato allo storico delle vendite viene utilizzato, da sempre, per la scelta sugli assortimenti negozi. A parte i capi *must-buy* e i pez-

(1) J.A. Rosenau, D.L. Wilson, *Apparel Merchandising. The Line Starts Here*, New York, Fairchild books, 2014.

zi speciali da inserire in determinati mercati, gli assortimenti si creano proprio così: ovvero a partire dalle vendite della precedente controstagione.

Questi sistemi tradizionali basati sul costo del prodotto da un lato, e sullo storico del venduto dall'altro, sono particolarmente rigidi e generano due situazioni piuttosto comuni:

- produzioni e allocazioni eccessive e avanzati di stock invenduti che costringono le aziende a investire in maniera significativa su promozioni, *mark-down* e sconti per eliminare l'invenduto;

- stock ridotti, mancate vendite, buchi di taglia, *stock-out*, perdita di fedeltà da parte dei clienti.

Come prevedere, dunque, le quantità giuste per massimizzare i profitti, anche in relazione alle decisioni su prezzi e promozioni?

In anni recenti, per mitigare le due situazioni, portate a esempio sopra, durante la stagione di vendita *full price*, sistemi informatici sem-

pre più sofisticati e connessi hanno permesso di spostare da un magazzino di un negozio a un altro capi di successo e scambiarli con capi che hanno magari maggiore successo altrove. Decisioni prese a livello centrale e, a volte, frutto di complicati e lunghi processi di autorizzazione.

Ma in realtà sia per i prezzi sia per gli assortimenti il processo è rimasto pressoché invariato. E tutto questo mal si concilia con numerosi trend attuali e fattori degli ultimi vent'anni per i quali le aziende della moda devono ripensare le proprie strategie di *pricing* e *product mix* nell'ottica di massimizzare il fatturato e minimizzare sprechi e inefficienze.

Questo articolo si pone l'obiettivo di mostrare come una politica di pricing e product mix pensata per tempo e seguita passo passo nel corso della stagione di vendita del prodotto, attuata attraverso i canali online e offline, possa davvero modificare i risultati conseguiti dall'azienda.

I trend degli ultimi vent'anni

Negli ultimi due decenni, parecchi fattori e trend hanno iniziato a modificare il panorama competitivo delle aziende della moda e del lusso, portando a un ripensamento delle logiche di pricing e product mix.

Tra i principali citiamo:

- **sourcing globale.** Anche se oggi si parla più frequentemente di *reshoring*, gli anni dal 2000 in poi sono stati caratterizzati da una massiccia ricerca da parte delle aziende di fonti di approvvigionamento di materiali, semilavorati e prodotti finiti in zone dove il costo del lavoro era più basso; in molti casi, per aziende internazionali uno stesso prodotto viene realizzato/sviluppato in diversi Paesi a seconda della fase produttiva, o prodotto da diversi fornitori, specialmente se i volumi sono alti, per diversificare il rischio di consegne in ritardo o per approfittare di costi di trasporto più bassi. Avere diverse fonti di approvvigionamento significa però anche gestire un più am-

La pricing formula

La pricing formula è:

costo del prodotto + mark-up = prezzo wholesale

Costo del prodotto: può essere costituito da costo dei materiali e del lavoro o, se i capi sono prodotti esternamente, si tratta del *cut make trim* (CMT) cost imposto dal fornitore più il costo dei materiali. O ancora, se si produce all'estero, si tratta del *landed duty paid* (LDP) cost ovvero il CMT più una serie di costi derivanti da spedizione e dazi doganali.

Mark-up: deve tenere in considerazione i costi di marketing e vendita, i costi di sviluppo prodotto, distribuzione, i costi generali e un margine di profitto. Sia il profitto sia la somma dei costi da tenere in considerazione nel mark-up si possono rappresentare come una percentuale del valore delle vendite.

Questo tipo di formula (*rigid pricing method*) può andare bene per aziende che vendono prodotti estremamente basici per i quali si è piuttosto sicuri che le aspettative di vendita e dei costi siano in linea con le stime utilizzate per calcolare i costi dei materiali, del lavoro e altri costi variabili e fissi inclusi nel mark-up. In casi in cui l'azienda voglia aggredire un nuovo mercato o voglia inserire un nuovo prodotto o una nuova categoria le cose si fanno più difficili perché più difficili sono le stime. In questi casi, è meglio che prenda in considerazione un altro metodo, conosciuto come *subjective pricing*, per cui, per il nuovo mercato da aggredire o prodotto da introdurre in collezione, si devono considerare i competitor, i trend di mercato, l'unicità del proprio prodotto, eventuali campagne specifiche sul prodotto/mercato che possano influenzare le vendite, e l'effetto del prezzo sui volumi di vendita.

BOX 1

pio parco fornitori, maggiori costi logistici e un conseguente livello di complessità;

■ **numero di collezioni.** Il mondo della moda ha visto con l'avvento del *fast fashion* un moltiplicarsi del numero di collezioni. Non solo da parte dei *pure player* ma anche da brand appartenenti a business model differenti, dai fashion designer al lusso, il calendario collezioni si è nel tempo ristretto, si è suddiviso in microcollezioni e capsule e si è popolato di *limited edition*, *carry over* e *never out of stock*. Tutto questo rende il prodotto nel punto vendita vecchio in poco tempo con la necessità di riadeguare le strategie di prezzo;

■ **segmentazioni data-driven del cliente sempre più precise.** Oggi le informazioni a disposizione delle aziende sul cliente sono moltissime e sono reperite attraverso i diversi punti di contatto con cui il cliente interagisce con l'azienda. Le offerte possono dunque essere totalmente customizzate sul cliente e anche le strategie di pricing adatte al cliente e al canale distributivo;

■ **retailization.** L'ultimo ventennio ha visto svilupparsi reti internazionali di negozi retail per moltissime firme della moda e del lusso. Con l'avvento dell'e-commerce e la sua diffusione, per alcuni anche a scapito dei negozi fisici, c'è stato un bisogno sempre maggiore di controllare l'efficienza del punto vendita e di conseguenza un'attenzione alla vendita al metro quadro, alle velocità di vendita di singoli prodotti e categorie e al *mark-down spend*;

■ **internazionalizzazione.** Per aziende che vendono prodotti in mercati diversi il costo di ingresso nei vari mercati è diverso per i dazi, il brokeraggio e i trasporti, ma oggi differenziare i prezzi con la trasparenza imposta da Internet è molto più difficile che un tempo;

■ **omnichannel management.** L'omnicanalità imposta dallo sviluppo tecnologico moderno fa in modo che le aziende debbano prendere decisioni sul pricing. Ci sono a questo proposito tre approcci:

– **approccio omnicanale:** stesso prezzo su ogni canale. Strategia tailorizzata sul cliente e non sul canale;

– **approccio multicanale:** differenziazioni di prezzo. Strategia che si può attuare solo se si è sicuri che i clienti siano monocanale;

– **approccio ibrido:** stesso prezzo su ogni canale a parte alcuni casi di particolari promozioni (per canali digitali o per speciali periodi dell'anno) (2).

Una formula per risolvere tutti i problemi

Un nuovo approccio decisionale basato sulla combinazione di analisi di dati (leadership scientifica) e intuizione umana (leadership organizzativa) consente di trovare contemporaneamente soluzione a più problemi: avere la quantità giusta di

prodotti, al momento giusto, con le taglie giuste in stock, al prezzo giusto in ogni singolo negozio.

Oggi le analisi di dati (*big data*) permettono di raccogliere, analizzare e gestire centinaia di parametri a un livello molto più granulare di quanto si possa fare in Excel, determinando l'effetto di ciascun parametro su ogni SKU (prodotto) in ogni negozio su base giornaliera.

I dati vengono estratti da più canali e aiutano a imparare sistematicamente dagli errori del passato, e a migliorare continuamente grazie a nuovi approcci di modellazione e nuovi insight sui clienti: analisi di stock-out, stagionalità, sostituzione tra prodotti e variazioni di tendenza per segmento di clientela.

Ma i dati non sono sufficienti. Essi consentono di trarre insegnamenti dal passato ma solo basandosi sui dati non si può vincere in futuro.

Sono i dati combinati alle decisioni degli store manager che aiutano a decidere l'allocazione dello stock, fino ad arrivare a quelle dei team commerciali e di *merchandising*, che prevedono le tendenze delle prossime stagioni, contribuendo al successo attraverso una capacità previsionale profittabile. L'intelligenza artificiale, basata sul *machine learning* (3), prevede le vendite tenendo conto di prezzi e promozioni, e quindi propone l'allocazione della merce ai negozi. Inoltre rispetta vincoli logistici dei fornitori, i minimi e i massimi per ordini e riduce il lavoro amministrativo nei punti vendita o in sede centrale,



(2) M. Bettucci, I. D'Amato, A. Perego, E. Pozzoli, *Omnicanalità. Assicurare continuità all'esperienza del cliente*, Milano, Egea, 2016.

(3) Il machine learning, letteralmente «apprendimento automatico», è un insieme di metodi che consente di programmare senza dover impostare manualmente tutte le possibili con-

figurazioni di dati, delegando l'apprendimento a un sistema automatico che orienta le proprie azioni in base all'esperienza. Il sistema dunque deve essere istruito inizialmente tramite feedback sui risultati che ottiene, con un campione di dati di «formazione». Dopo un periodo «di allenamento» il sistema è poi in grado

di prevedere e riconoscere azioni non inizialmente previste, richiedendo un monitoraggio sempre meno costante. Per capire meglio è possibile effettuare prove con un software di riconoscimento immagini a questo indirizzo: <https://teachablemachine.withgoogle.com>.

con una formazione iniziale decisamente meno onerosa rispetto all'integrazione dei sistemi informatici classici. L'esperienza del personale, che si può dunque dedicare ad attività a maggior valore aggiunto, contribuisce a un vero e proprio «borsino», con cui i negozi possono personalizzare la propria offerta e anche scambiare merce tramite trasbordi diretti, laddove proficuo.

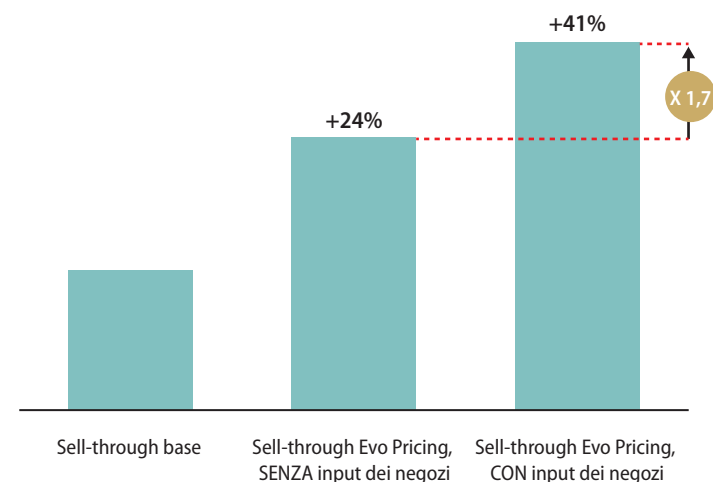
Il grafico di Figura 1 sintetizza i risultati di un caso di studio a cura della società di *predictive analytics* Evo Pricing (4) su 300 negozi fashion europei; l'intelligenza artificiale da sola ha permesso di aumentare di 24 punti percentuali il *sell-through* pre-saldi a 30 giorni, anche senza input dai negozi; un contributo significativo ai margini. Tuttavia, il beneficio è aumentato ulteriormente – di oltre 1,7 volte – grazie all'input dei negozi. Gli store manager hanno l'opzione di modificare le proposte del sistema, così come l'autista può decidere di non seguire le istruzioni del navigatore satellitare: questo contributo migliora significativamente i risultati, anche modificando solo il 5-15 per cento della proposta iniziale, che era stata già attentamente formulata e calibrata.

Il beneficio è talmente significativo da dimostrare non solo migliore predittività e accuratezza del sistema, ma anche maggiore *engagement* dei negozi: entusiasmo nel vendere gli articoli richiesti, rispetto alla classica accettazione passiva delle proposte da sede centrale.

Le nuove logiche in azione: un esempio pratico*

Le logiche del machine learning sono applicabili con profitto a vari casi tipici del mondo della moda, come, per esempio, pianificazio-

figura 1 | aumento del sell-through pre-saldi (caso studio, ~300 negozi)



ne della collezione, determinazione dei prezzi di listino, gestione di saldi e promozioni. Di seguito presentiamo un'applicazione al *replenishment* di una specifica combinazione capo, negozio e settimana: per esempio, Maglia Blu, taglia M, negozio «Milano Centro», settimana del 28 settembre.

Nella Figura 2, l'asse delle ascisse mostra il numero di maglie spedite; le barre (asse delle ordinate sinistro) rappresentano la probabilità di vendita della *x*-sima, per esempio la terza se $X = 3$; e il grafico a linea (asse delle ordinate destro) mostra il totale atteso di capi venduti.

Intuitivamente, più maglie vengono spedite, minore è la probabilità che vengano vendute tutte: in questo esempio, è quasi certo che venga venduta la prima maglia, ma è meno probabile che lo sia la seconda, e ancora meno la terza ecc. All'aumentare dei capi spediti, le vendite aumentano, seppur in modo sempre meno significativo man mano che ci

si avvicina al potenziale massimo di vendita, in questo caso pari a circa 7 pezzi. Questa analisi viene fatta in modo dinamico e automatizzato, così da adattarsi continuamente alle evoluzioni di mercato.

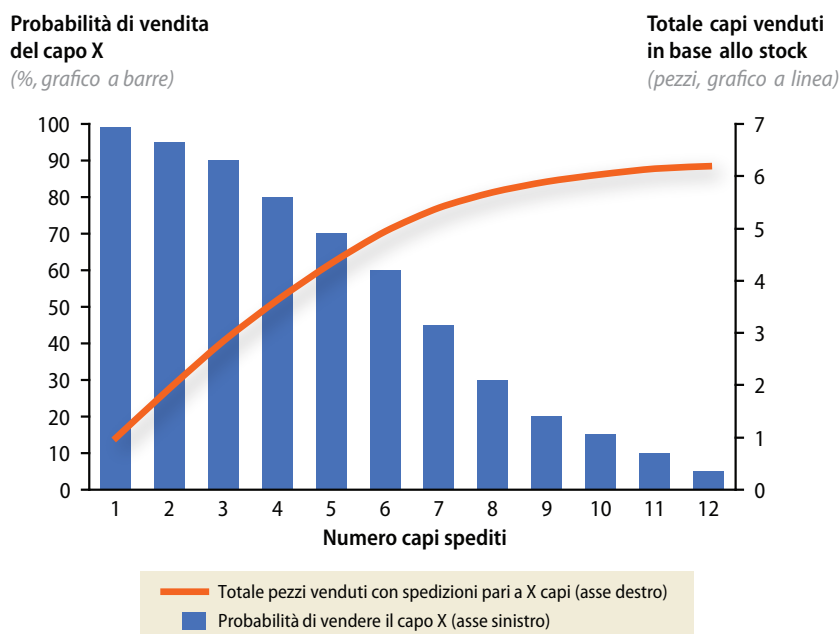
Armato di questi dati, il machine learning calcola poi automaticamente il valore atteso di ricavi e costi per ciascun livello di stock spedito, tenendo conto delle perdite potenziali da stock-out e invenduto, e degli extra-sconti eventualmente necessari per sbarazzarsene.

In questo esempio, ipotizzando un prezzo di vendita di listino pari a 39,95 euro per maglia, uno sconto medio del 25 per cento, e un costo del prodotto di 7 euro a capo, in Figura 3 si vede come l'algoritmo abbia identificato un livello di spedizione ottimale pari a 8 maglie per questo negozio – nel caso (comune) in cui si scelga di massimizzare i profitti, piuttosto che per esempio la quota di mercato o il margine al netto del costo dell'invenduto, che

(4) Evo Pricing, con sedi a Londra e Torino, fornisce servizi di machine learning per applicazioni predittive. La sua principale missione è di aiutare clienti dei settori fashion, retail e consumer in

Europa e Nord America a chiudere il gap tra domanda e offerta, tramite una comprensione accurata e granulare delle probabilità di vendita al variare di prezzo, promozione e offerta prodotto.

(*) Questo paragrafo è stato scritto in collaborazione con Fabrizio Fantini, CEO di Evo Pricing.

figura 2 | previsione di vendita in base al numero dei capi spediti


fonte: Evo Pricing

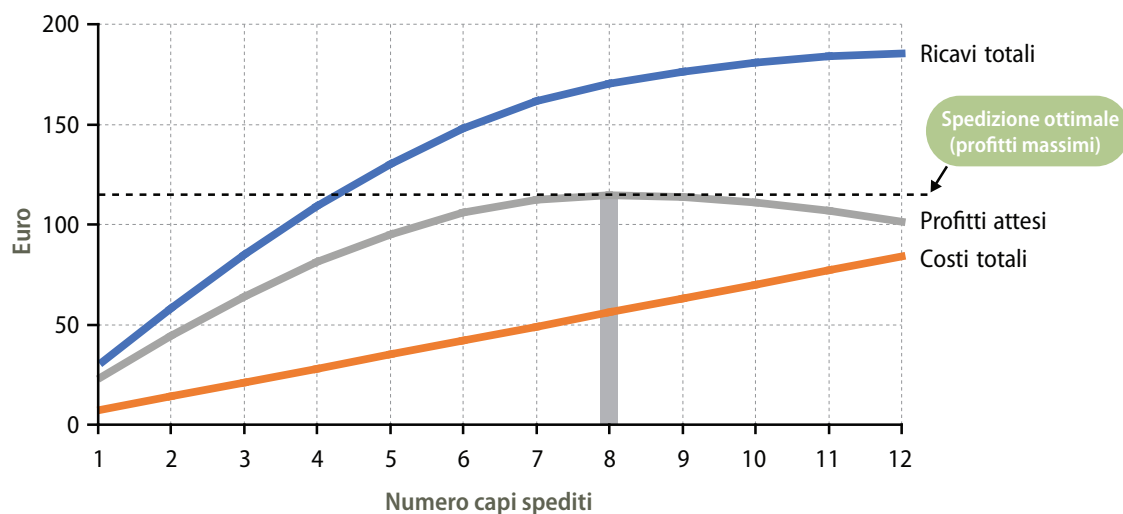
avrebbero portato a soluzioni differenti, ma comunque basate sullo stesso metodo di analisi.

E se un cliente volesse acquistare la nona maglia? Il punto vendita perderebbe delle entrate, perché il prodotto sarebbe esaurito. L'al-

goritmo valuta quindi anche la possibile scelta dei clienti di sostituire questo con altri prodotti simili, per esempio maglie di qualità, colore o produttori differenti; ma anche il legame vendite-prezzo: per esempio, cosa accadrebbe aumentando il

prezzo di vendita delle maglie (o riducendo lo sconto) quando ne siano state vendute 6 o 7. Il vantaggio principale di questi nuovi sistemi basati sull'apprendimento automatico è di essere pienamente basati sulla prospettiva del cliente, piuttosto che solamente su vendite storiche, o costi, o competizione: per esempio, sfruttando tutti quei potenziali «invisibili» nei dati storici, generati dai frequenti stock-out a livello di taglia/negoio.

I clienti rivelano, tramite le loro scelte effettive, tutte le proprie complesse valu-

figura 3 | ottimizzazione dei profitti attesi


fonte: Evo Pricing

Prezzi e promozioni: la leva per aumentare vendite e profitti

I prezzi, e forse anche in maggior misura le promozioni, sono la linfa vitale di molti fashion retailer: a volte più della metà del volume totale delle vendite è a un prezzo minore del listino per via di saldi, promozioni in stagione, *mid season sales* ecc.

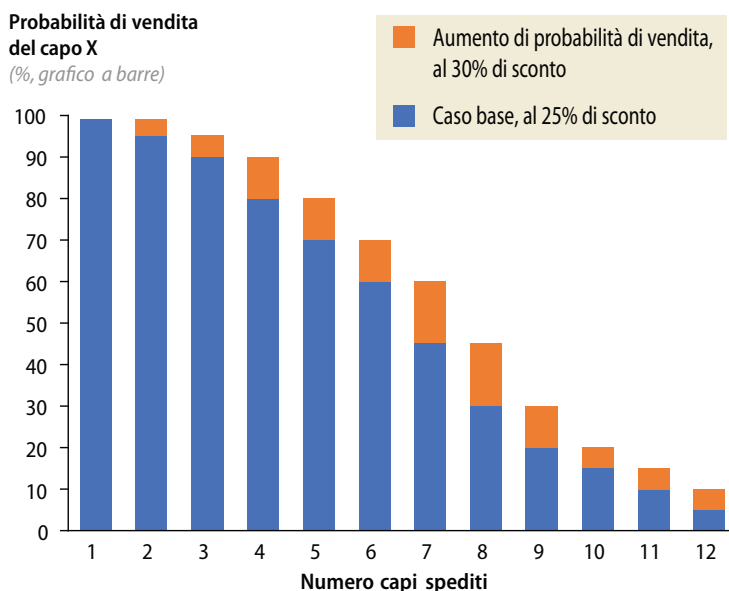
È facile vedere le promozioni come un fatto negativo – ma quando queste sono gestite in combinazione con obiettivi di prezzo efficaci, e messaggi chiari, possono contribuire sia alla crescita dei volumi sia a quella dei profitti, rafforzando allo stesso tempo la proposizione al consumatore.

Purtroppo la maggior parte delle promozioni sono mal pianificate, eseguite senza entusiasmo, e non adeguatamente valutate o misurate sistematicamente in termini di impatto. Di conseguenza, distruggono valore per gli azionisti, ovvero perdono margine attraverso la combinazione di costo di riduzione del prezzo (e comunicazione) e perdita di occasione di maggiore profitto.

Un approccio organizzato a prezzi e promozioni si può basare invece su una comprensione sistematica di come questi fattori influenzino la domanda: se una riduzione di prezzo generasse un significativo aumento dei volumi di vendita, si potrebbero aumentare le quantità spedite (e/o pianificate); ma se la domanda di un prodotto non cambiasse particolarmente anche a fronte di un incremento di prezzo, allora questo probabilmente consentirebbe di aumentare i profitti.

La Figura 4 mostra un esempio di impatto dell'aumento di sconto, da un livello base del 25 per cento

figura 4 | impatto di un maggior sconto sulle vendite



fonte: Evo Pricing

come nel precedente esempio di Figura 2, fino al 30 per cento: le probabilità di vendita aumentano. Tuttavia, le variazioni non sono uniformi al variare del numero di capi spediti al punto vendita: questo è uno dei motivi per cui i metodi tradizionali basati sull'elasticità della domanda falliscono nel fashion, anche laddove questi sono usati correttamente.

In questo esempio, il principale impatto del maggiore sconto è tra 6 e 9 capi spediti, ovvero laddove le vendite attese iniziavano a «raggiungere il potenziale» in Figura 2.

Intuitivamente, con pochi pezzi disponibili, è probabile che il negozio comunque venda tutto – anche al livello di sconto più basso – quindi lo sconto aggiuntivo principalmente eroderebbe il margine; mentre, all'altro estremo, l'impatto dell'extra sconto è minore a va-

lori molto alti di spedito, per esempio perché non è possibile vendere più capi di quante persone entrino nel negozio con l'intenzione di acquistare qualcosa, e specificamente questa particolare combinazione di stile, punto prezzo...

La domanda cruciale è: cosa succede ai profitti applicando un maggiore sconto?

La Figura 5 mostra alcuni impatti tipici. Innanzitutto, le vendite potenziali aumentano col maggiore sconto, e quindi la spedizione ottimale cresce da 8 a 9 capi.

Inoltre, a livelli bassi di spedito (fino a ~6 capi), questa promozione distrugge valore: per questo motivo la strategia promozionale dovrebbe sempre essere solidamente ancorata a un processo integrato di pianificazione, distribuzione, logistica e replenishment. Ma questo avviene raramente, in pratica.



Lucia Paladino

è Fellow presso SDA Bocconi School of Management. Laureata in International Management presso l'Università Bocconi, ha lavorato nel mondo della moda come merchandiser e buyer per marchi internazionali.

lucia.paladino@sdabocconi.it

Infine, il profitto ottimale è più elevato rispetto a quello al livello di sconto minore.

Considerando il «costo di non vendere», per esempio per via dei maggiori sconti richiesti in fase di saldo per vendere il maggiore inventario residuo, sarebbe in questo caso meglio scontare meno, ma prima e in modo mirato.

Simili logiche sono raggiungibili e utilizzabili solamente partendo dall'utilizzo di strumenti di machine learning che macinando una gran mole di dati consentono di determinare prezzi di listino e livelli di inventario ottimali in base alla domanda di mercato attesa, in tempo reale e con basso costo di configurazione iniziale.

Abbiamo infatti dimostrato come, al contrario, logiche tradizionali basate sulla domanda storica e l'elasticità rispetto al prezzo portino a risultati non ottimali per l'azienda, soprattutto in condizioni di mercato altamente dinamiche e complesse.

E quindi...

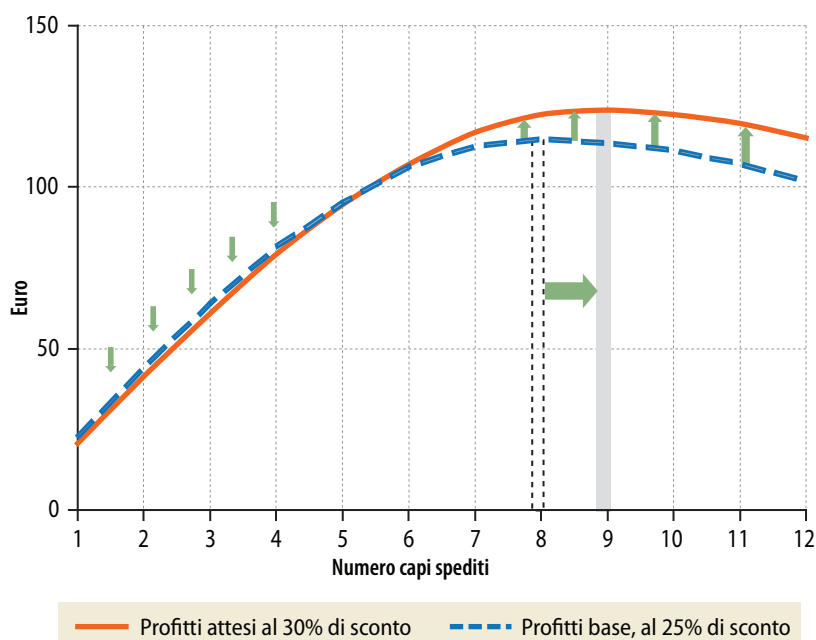
I manager del fashion, grazie ai nuovi strumenti di machine learning, possono semplificare e integrare i processi decisionali.

Questa granularità di insight fino a oggi impensabile, oltre a migliorare i processi di pianificazione e replenishment, consente di allineare i processi di promozione, mark-down e determinazione dei punti prezzo.

Inoltre, i processi di pianificazione e logistica possono essere ulteriormente ottimizzati, riducendo la frequenza di consegna, ma allo stesso tempo aumentando la capillarità.

Infine, creando regole dettagliate sull'assortimento si affina la stra-

figura 5 | impatto di un maggior sconto sui profitti



fonte: Evo Pricing

tegia di prodotto: per esempio, scegliendo quali prodotti garantire «sempre in stock» o continuativi, quali prevedere come sostituti diretti, e in quali negozi o geografie – sempre in base a evidenze quantitative automatizzate. ■

Esplora **e&plus** su
www.economiaemangement.it



In sintesi

Tradizionalmente le aziende di moda hanno utilizzato sistemi piuttosto rigidi sia per determinare i prezzi sia nelle scelte di assortimento. **La conseguenza erano produzioni e allocazioni eccessive e avanzi di stock invenduti**, o al contrario stock inadeguati e mancate vendite. **Negli ultimi due decenni, le logiche di pricing e product mix delle aziende della moda sono state riviste** alla luce di trend quali il sourcing globale, l'aumento del numero delle collezioni, segmentazioni dei clienti sempre più precise, dinamiche di retailization e internazionalizzazione e l'affermarsi di logiche omnicanale. Oggi, **l'analisi di grandi volumi di dati, combinata alle decisioni degli store manager circa l'allocazione degli stock, consente una migliore predittività e accuratezza del sistema**, ma anche maggior engagement dei negozi. Un'analisi a cura della società di predictive analytics Evo Pricing evidenzia come sia possibile applicare con profitto le logiche di machine learning a vari casi tipici del mondo della moda, come, per esempio, pianificazione della collezione, determinazione dei prezzi di listino, gestione di saldi e promozioni.