Deloitte.

빅데이터 & 애널리틱스 개요 및 적용

May 2013

딜로이트 애널리틱스

Part 1: 빅데이터 애널리틱스 정의 및 개요

Part 2: 빅데이터 애널리틱스 성공사례

Part 3 : 딜로이트 애널리틱스 사례 소개

직관의 한계 : Monti hall problem

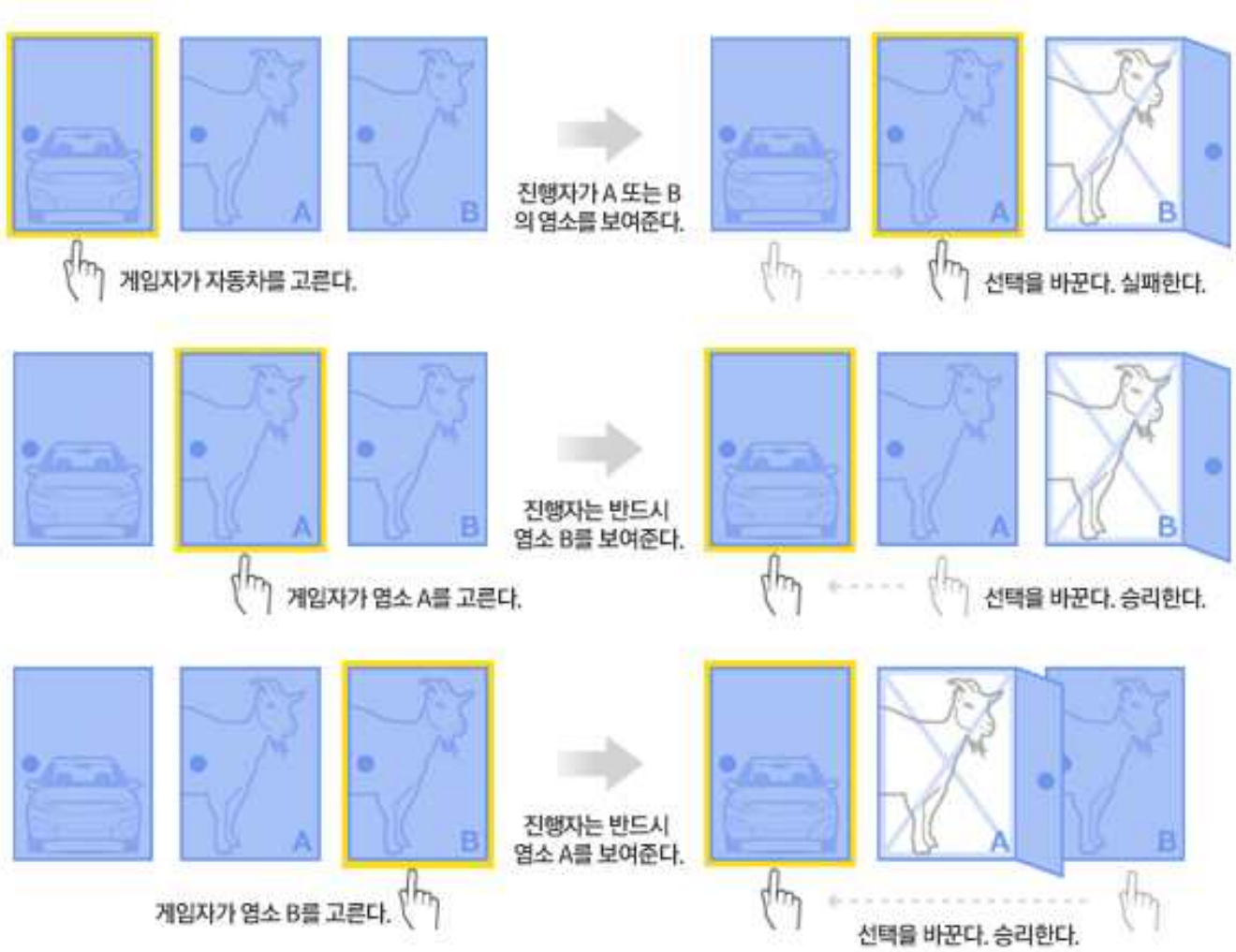
직관적 의사결정의 한계 (Monti hall Problem)

<Monti Hall, Show Host>

개요

- *1960년대 미국 TV쇼 내용*
- *3개의 문 뒤에 2마리 염소와 1대 자동차가 위치함*
- *방청객이 자동차가 있는 문을 맞추면 당첨*
- *하지만,방청객이 1개 문을 지정하면, Monti hall은 염소가 있는 문을 열며 선택변경 문의*
- *이 때, 선택변경이 의미 있을까?*

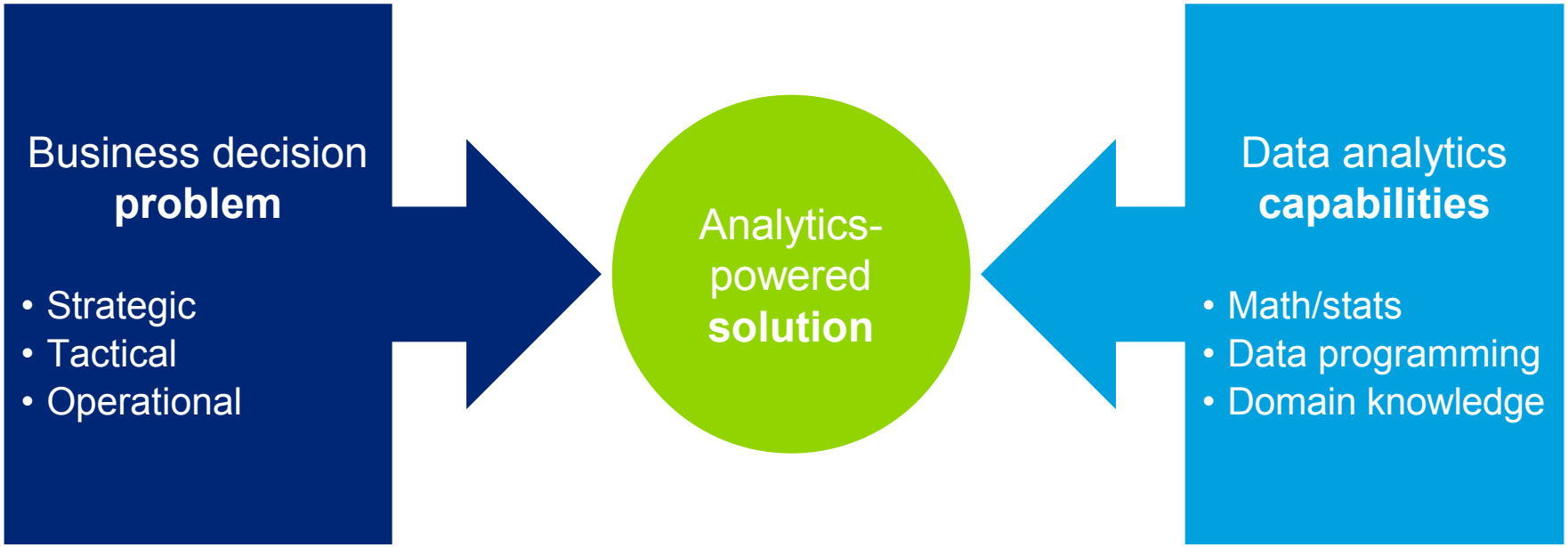
직관의 한계 : Monti hall problem



의미 없어보였던
의사결정이
2배의 당첨
가능성 차이를
내포하고 있음”

애널리틱스 필요성 – 정의

Analytics는 비즈니스의 당면 이슈를 기업 내/외부 데이터의 통계적/수학적인 분석을 이용하여 해결하는 의사결정 방법론입니다.



애널리틱스 필요성 – 주말 운전 의사결정의 예

간단해보이는 주말 승용차 운전에서도....

1시간에 100km 가는 자동차가 오전 10시에 출발한다면,

200km 떨어진 대전에 언제 도착하는가?

단, 서초-달래내-안성-천안 근처가 막힌다면

30번 국도 안성구간에 사고가 났다면

속도 60km ,70km, 100km 구간이 섞여있다면

가는 길에 2000원 이하 주유소에서 주유한다면

빙판길 서행이 필요하다면

갑자기 판교에서 사고가 났다면

…..

War Room?

애널리틱스 필요성 – 주말 운전 의사결정의 예

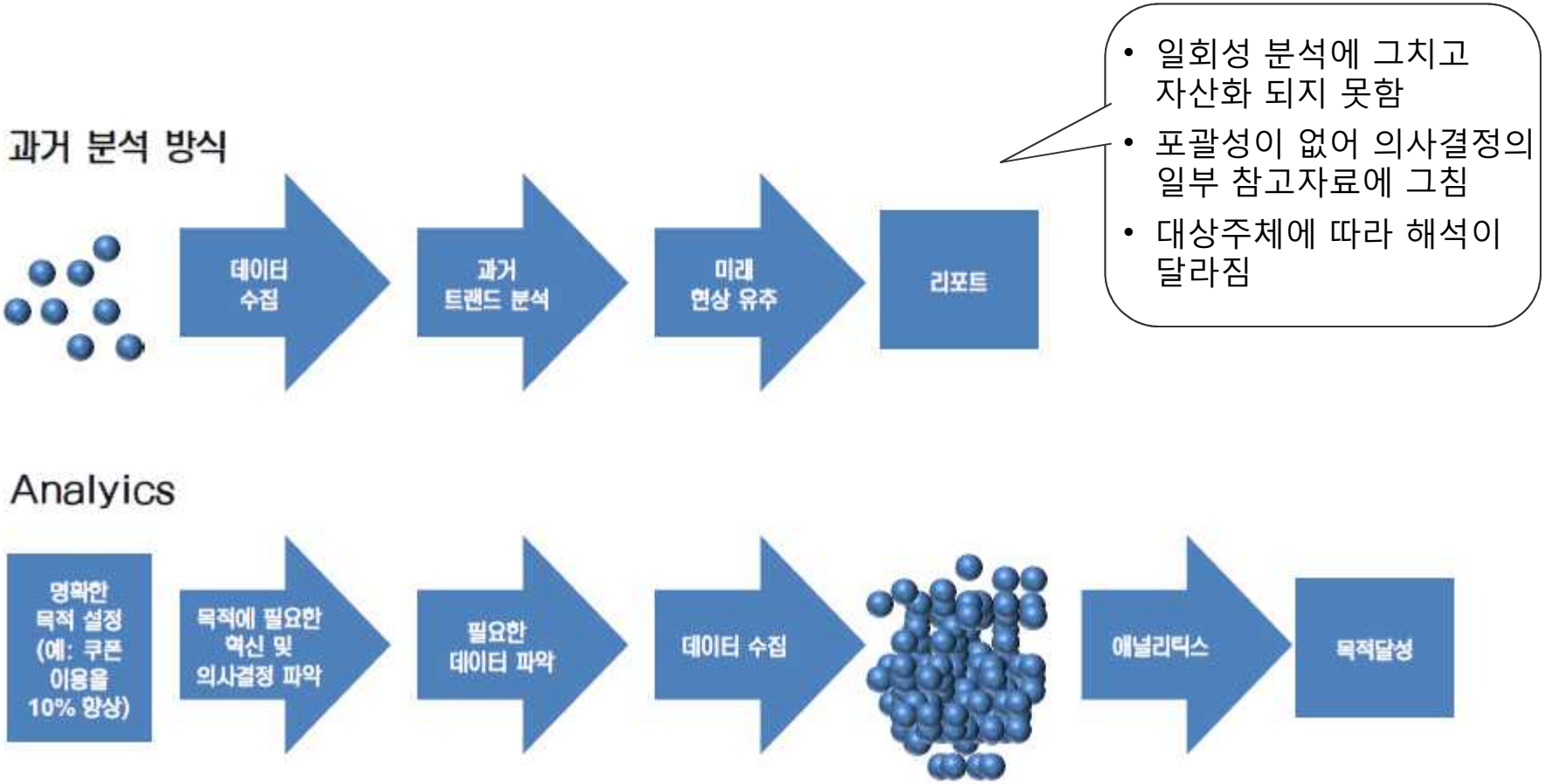
애널리틱스는 단순한 지표의 제시가 아니라 내외부 데이터 통합을 통해 직접적인 의사결정과 연계된다는 측면에서 의미를 갖습니다.

분석 기법의 발전

Hindsight	Insight	Foresight / Action
“담당부서별 데이터 취합을 통한 주기적 리포팅”	“통계기반 지표간 연관관계 분석 및 전사적 지표관리”	“Advanced analytics 기법을 이용한 예측 및 직접적 의사결정지원”

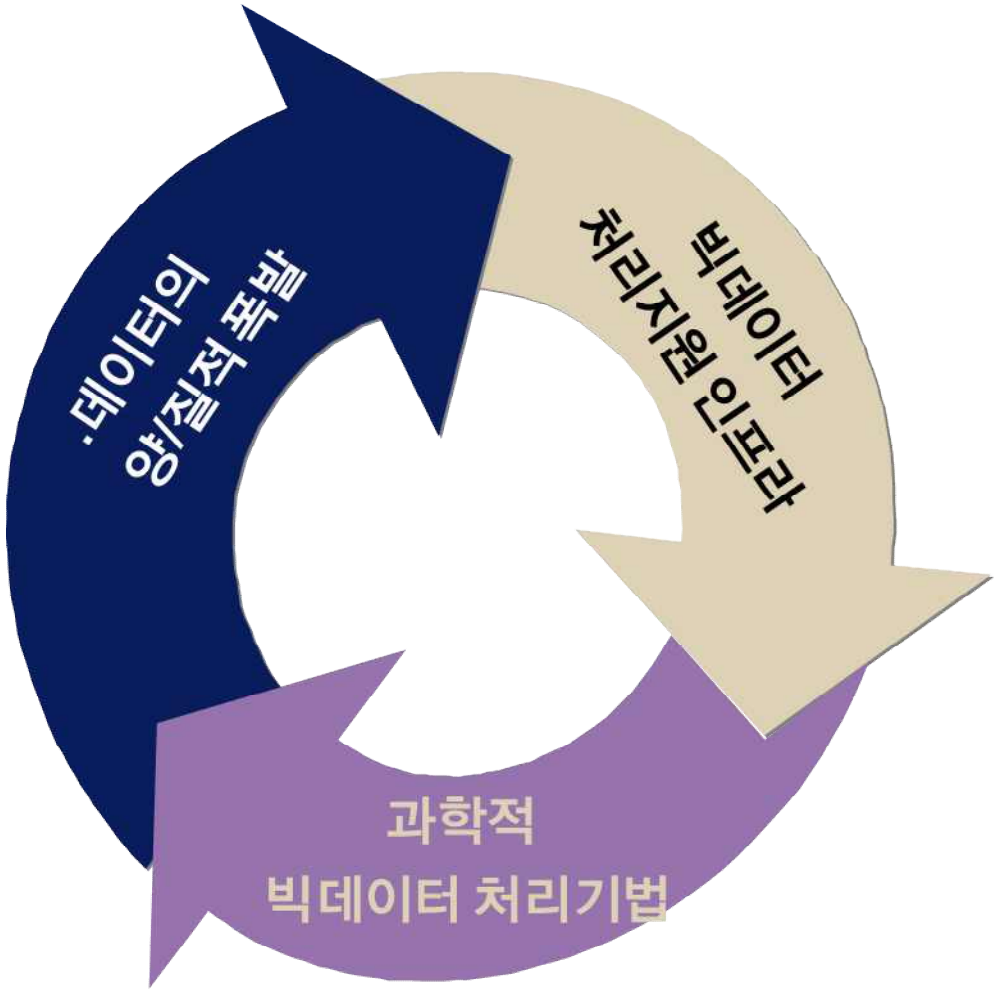
애널리틱스와 데이터마이닝과의 차이

애널리틱스는 의사결정 문제를 먼저 정의하고 이후 데이터 수집/결합/분석이 이루어진다는 점에서 데이터마이닝과 차이를 갖습니다.



빅데이터와 애널리틱스

빅데이터는 그 자체로써 의미를 갖기보다는 애널리틱스의 대상으로서의 데이터 범위가 넓어졌다는 것으로 이해해야 하며, 데이터 이외의 제반 분석환경의 변화를 함께 고려해야 합니다.



Part 1: 빅데이터 애널리틱스 정의 및 개요

Part 2: 빅데이터 애널리틱스 활용

Part 3 : 딜로이트 애널리틱스 사례 소개

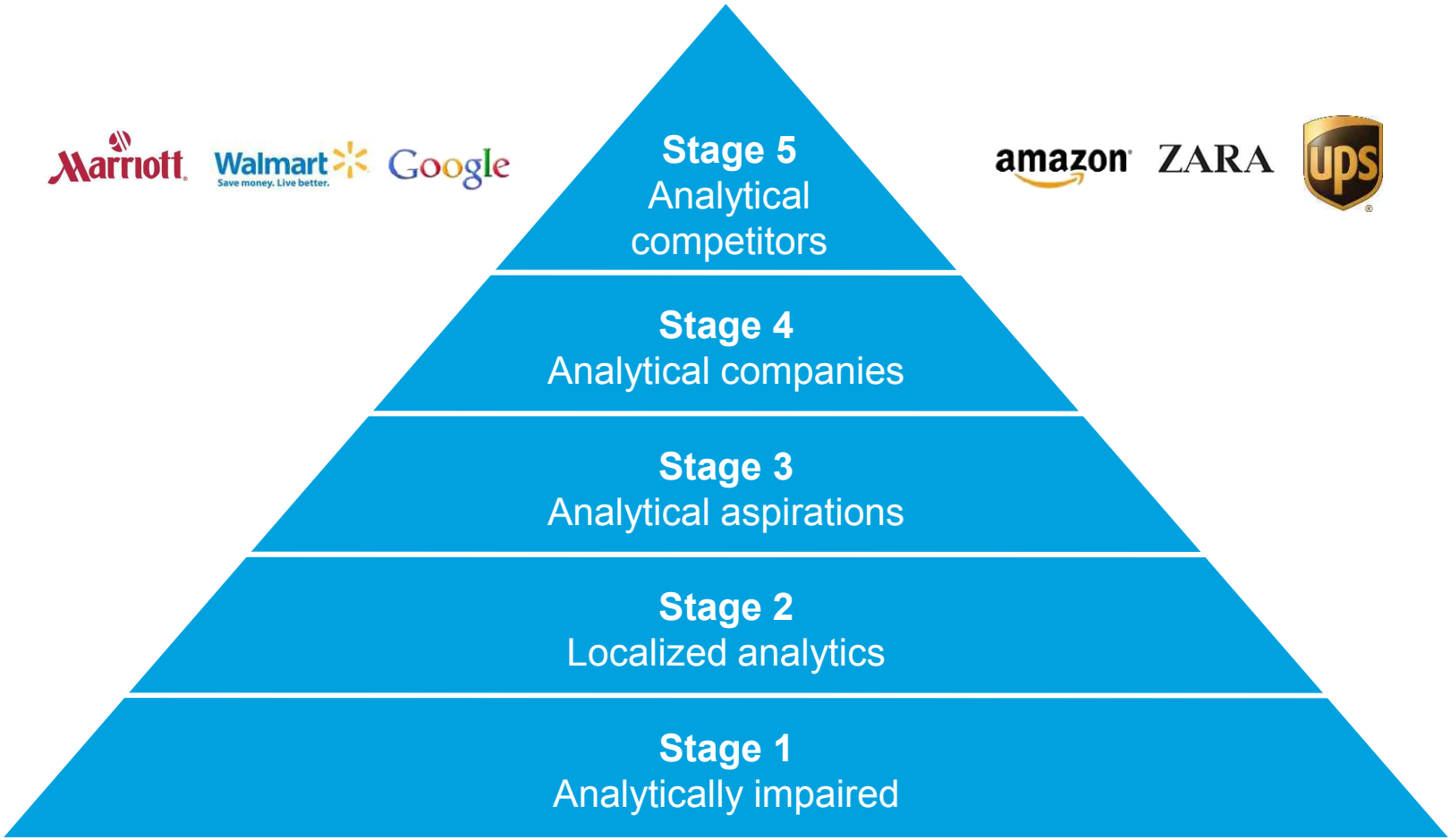
애널리틱스 성공기업 – 성숙도 모델

Delta 모델은 애널리틱스 역량을 평가하기 위한 모델로써 최상위에 Analytics Competitors를 상품/서비스가 아니라 애널리틱스가 경쟁력인 기업으로 정의했습니다.

Success factor	Stage 1 Analytically impaired	Stage 2 Localized analytics	Stage 3 Analytical aspirations	Stage 4 Analytical companies	Stage 5 Analytical competitors
Data	간헐적 데이터 관리 : Inconsistent, poor quality and organization; difficult to do substantial analysis; no groups with strong data orientation.	데이터 **Silo :** Much data useable, but in functional or process silos; senior executives don't discuss data management.	중요 데이터 정의 : Identifying key data domains and creating central data repositories.	**IT**관점의 데이터통합 : Integrated, accurate, and common data in central warehouse; data still mainly an IT matter; little unique data.	전략적 자산으로서의 데이터 : Relentless search for new data and metrics; organization separate from IT oversees information; and data viewed as strategic asset.
Enter-prise	데이터 관련 인식 부재 : No enterprise perspective on data or analytics. Poorly integrated systems.	소수 전문가의 취미수준 : Islands of data, technology, and expertise deliver local value.	특정부서 중심 분석 : Process or business unit focus for analytics. Infrastructure for analytics beginning to coalesce.	전사 관점의 역량 관리 : Key data, technology, and analysts are managed from an enterprise perspective.	기업경쟁력 창출을 위한 애널리틱스 자원투자 : Key analytical resources focused on enterprise priorities and differentiation.
Leader-ship	애널리틱스 인식 부재 : Little awareness of or interest in analytics.	부서별 리더쉽 의존 : Local leaders emerge, but have little connection.	리더의 관심영역화: Senior leaders recognizing importance of analytics and developing analytical capabilities.	전략적 계획 및 역량개발 : Senior leaders developing analytical plans and building analytical capabilities.	비전으로서의 분석경쟁력 : Strong leaders behaving analytically and showing passion for analytical competition.
Targets	목표 기회 없음 : No targeting of opportunities.	분리된 목표들 : Multiple disconnected targets, typically not of strategic importance.	특정부서간 연계 : Analytical efforts coalescing behind a small set of important targets.	특정비즈니스에서의 성과 : Analytics centered on a few key business domains with explicit and ambitious outcomes.	전사 애널리틱스 역량 통합 : Analytics integral to the company's distinctive capability and strategy.
Analysts	애널리틱스 역량 부재 : Few skills and those attached to specific functions.	소수 전문가의 인식 : Unconnected pockets of analysts and unmanaged mix of skills.	분석가 가치 인식 : Analysts recognized as key talent and focused on important business areas.	공격적 인력투자 : Highly capable analysts explicitly recruited, developed, deployed, and engaged.	**Top** 분석가확보 경쟁 : World-class professional analysts; cultivation of analytical amateurs across the enterprise.

애널리틱스 성공기업 – Analytics Competitors

대표적인 Analytics Competitor로 아마존, 자라, 월마트 등이 지목되며, 이들은 중요 의사 결정에 애널리틱스를 충분히 활용하고 있습니다.

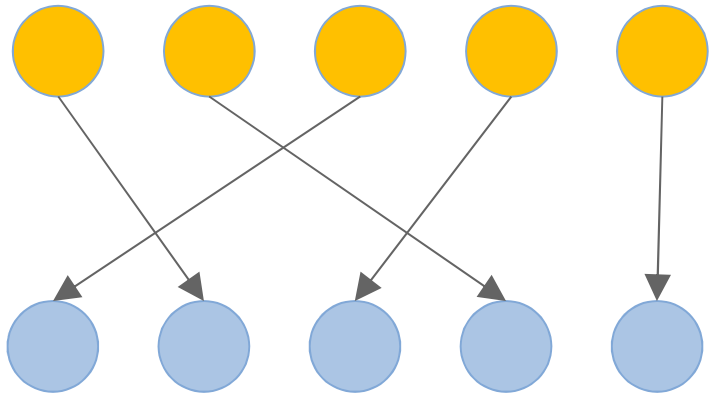


애널리틱스 성공기업의 의사결정 원리 – 무한경우의 수의 모형화

Analytics Competitor들은 의사결정에 고려해야 하는 수많은 요소들을 수학적 모델화하는 방법으로 애널리틱스를 활용합니다.

커플 매칭의 예

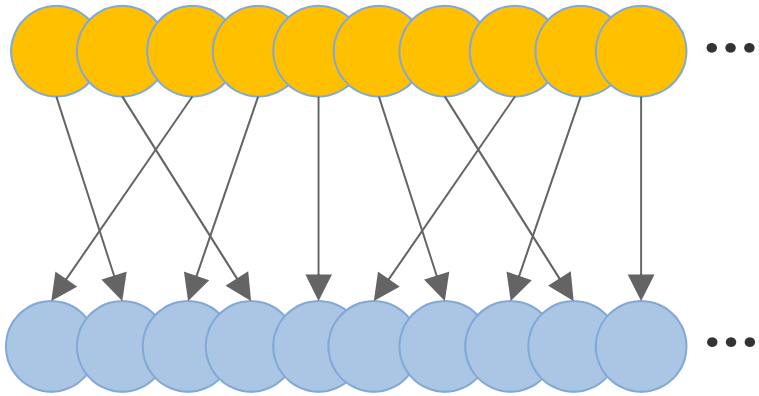
"커플매니저인 당신, 5명의 남녀를 전체의 효용이 극대화되는 관점에서 매칭시킬 수 있는가?"



커플매칭 경우의 수 :

5 X 4 X 3 X 2 X 1 = 5 ! = 120개

"만약 참여자가 남녀 각 40명이라면?"



커플매칭 경우의 수 :

40 ! > 10^{40}

= 100억대의 컴퓨터가 100억년을..

애널리틱스 성공기업의 의사결정 원리 – 무의식의 계량화

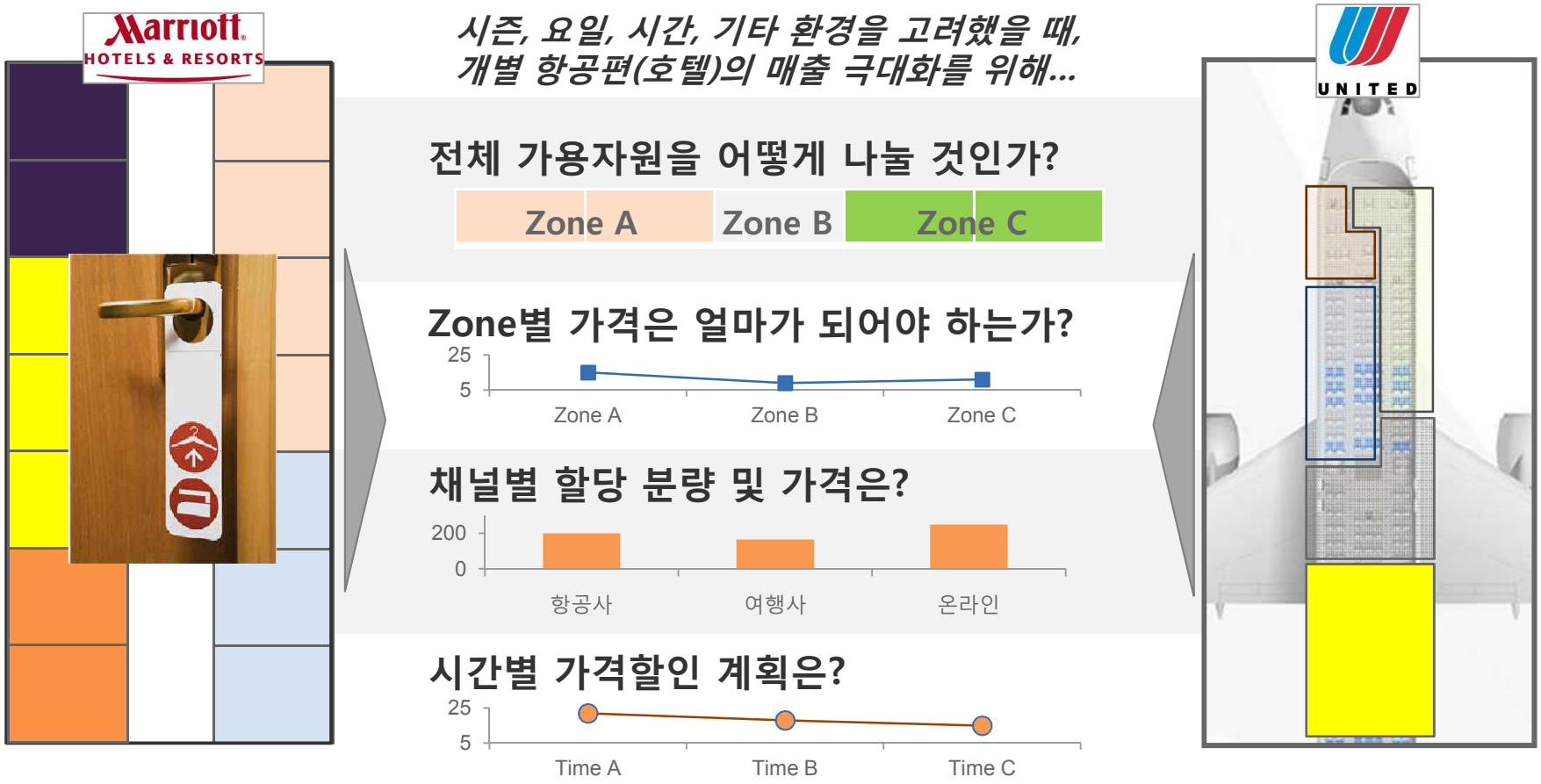
Analytics Competitor 들은 데이터를 통해서 고객들의 무의식적인 행동들을 계량화하여 의사결정에 반영합니다.

"다음 중 가장 비싼 사케와 가장 싼 사케는 무엇일까요?"

애널리틱스 성공기업 사례 – 항공/호텔업

애널리틱스 성공기업 사례 – 항공/호텔업

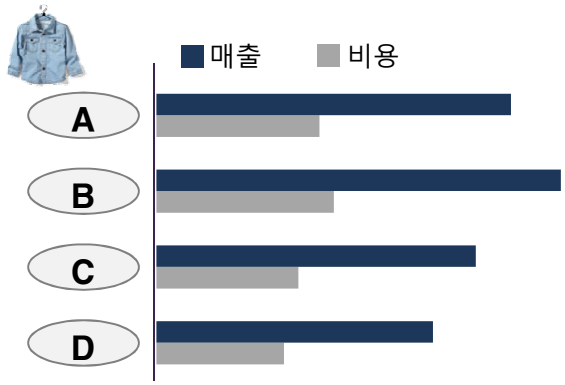
항공사와 호텔과 같이 특정시간 이후 가치가 소멸하는 휘발성상품을 취급하는 산업에서는 오래 전부터 애널리틱스를 활용하여 가격 및 채널전략을 구사하고 있습니다.



애널리틱스 성공기업 사례 – 의류 리테일

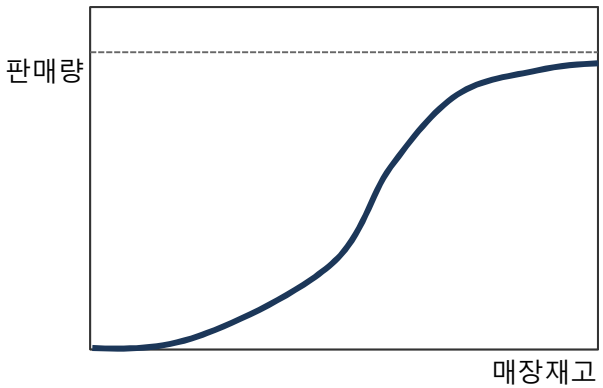
Zara는 매장별 Assortment 및 할당을 위해 매장의 특성을 분석하였으며, 이를 기반으로 전사관점에서 매출을 극대화할 수 있는 최적화 Mix를 찾아냈습니다.

매장 판매 실적



매장별로 상이한 선호제품과 개별매출에 투입되는 비용은?

매장 판매 특성



매장별로 최적의 제품 노출도는? (Display 기간 및 개수)

수요 예측

- 매장/제품별, 출시 후 시기별 수요예측
- 수요예측에 의거하여 구매/생산계획 수립

할당 최적화

- 구매/생산된 제품을 전사 매출관점에서 최적배분하기 위한 모형구현
- 매장별 제품할당 개수는 0개부터 다양하게 분포

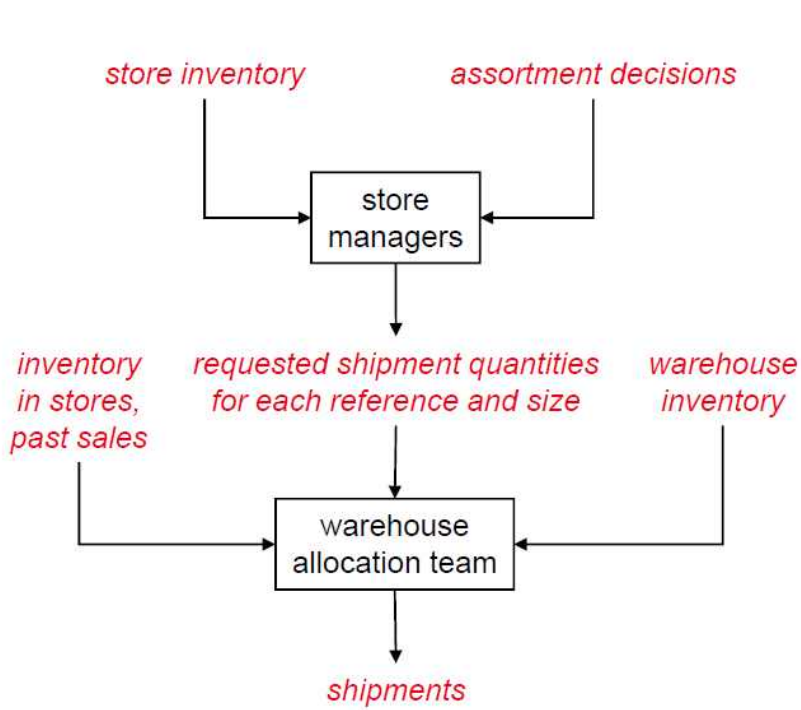
ZARA

ZARA

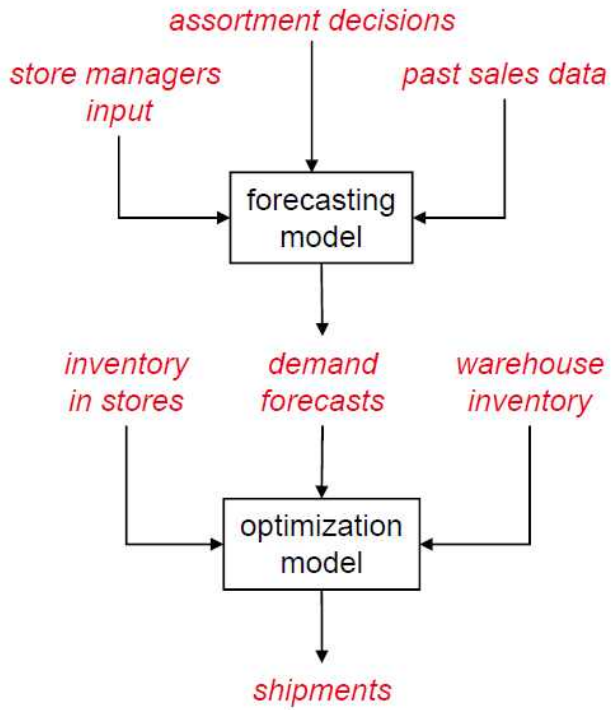
ZARA

[첨부]애널리틱스 성공기업 사례 – 의류 리테일

Zara는 매장별 Assortment 및 할당을 위해 매장의 특성을 분석하였으며, 이를 기반으로 전사관점에서 매출을 극대화할 수 있는 최적화 Mix를 찾아냈습니다.



(a) Former Process

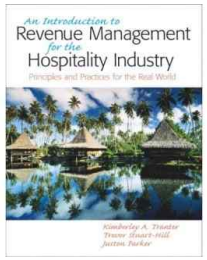


(b) New Process Envisioned

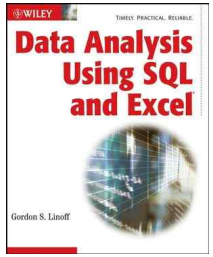
애널리틱스 성공기업 사례 – 온라인리테일러

Amazon은 데이터 기반으로 운영되는 온라인기업의 특징상 가장 광범위한 영역에서 애널리틱스를 활용하고 있으며, 특히 추천시스템의 정확성은 널리 알려져 있습니다.

Kettler Seatbelt Seatbelt

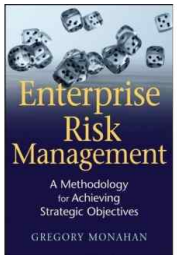


Introduction to Revenue Management for the Hospitality

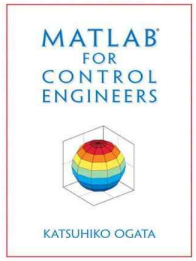


Data Analysis Using SQL and Excel

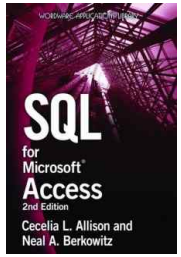
Sonny LCS-VAC Soft Carrying Case



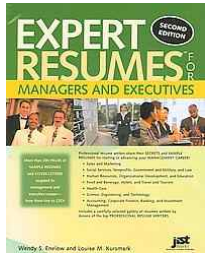
Enterprise Risk Management



MATLAB for Control Engineers



SQL for Microsoft Access



Expert Resumes for Managers And Executives

애널리틱스 성공기업 사례 – 가격/프로모션의 결정

하지만, B2C기업에 있어 가장 중요한 의사결정은 가격이며, 애널리틱스 성공기업은 공통적으로 가격의사결정에 많은 노력을 투입하고 있습니다.

Price Optimization 도입 관련 사례

Walmart
Save money. Live better.

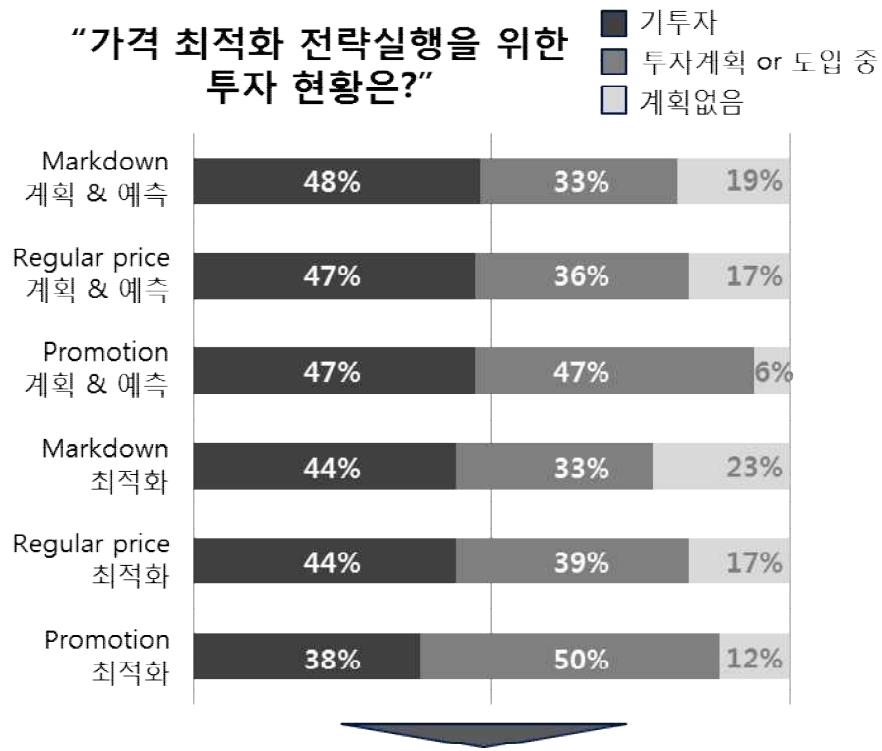
*We're seeing benefits from investments we've made in for **merchandising planning, price optimization, markdown planning** (Eduardo Castro-Wright, VP of Wal-mart, 2010년 1분기 기록적 수익에 대한 인터뷰 중)*

*A lot of decisions were made on what I would consider rules of thumb, **now we're able to go in and very specific about the taste attributes that we're trying to optimize** (Doug Bippert, VP of Coca-cola, 2011년 Annual Pricing Strategy Summit)*

Coca-Cola

***Price optimization is available to mid-tier and small-tier grocers**,. One regional retailer realized how much margin they were giving away at stores, and set prices to compete with Wal-marts. (Nikki Baird, founder of RSR Research)*

US Retailer의 Price Optimization 도입 현황 [1)]



미국 Retailer의 70-80%가 가격최적화를 향후 전략방향에 중요한 도구로 인식하고 있음"

1) 68개 미국소재 Retailer 대상 설문결과, RSR Research, 2011 (<$250M – 44%, $250M-999M – 10%, $1-5B – 20%, <$5B – 23%)

가격/프로모션의 결정 – 가격민감도의 이해

스타벅스를 예로 생각해보면, 고객들의 가격민감도는 상품과 상황에 따라 천차만별로 달라짐을 알 수 있습니다.

Coffee & Espresso 커피 & 에스프레소	Short* (8 oz)	Tall** (12 oz)	Grande (16 oz)	Venti (20 oz)
드립 커피	2800	3300	3800	4300
아이스 커피	-	3600	4100	4600
카페 아메리카노 에스프레소 콘 파나	3100	3600	4100	4600
카페 라떼 카푸치노	3600	4100	4600	5100
바닐라 라떼 카페 모카	4100	4600	5100	5600
카라멜 마키아또	4600	5100	5600	6100
화이트 초콜릿 모카	5100	5600	6100	6600

Frappuccino 프라푸치노		Short* (8 oz)	Tall** (12 oz)	Grande (16 oz)	Venti (20 oz)
커피	에스프레소	-	4800	5300	5800
	카라멜	-	5300	5800	6300
	화이트 모카	-	5800	6300	6800
	자바칩 다크 모카	-	5900	6400	6900
크림	딸기 크림	-	5300	5800	6300
	초콜릿 크림 칩	-	5400	5900	6400
	그린티 크림	-	5800	6300	6800
주스	망고패션후르츠*	-	4500	5000	5500

2010.1.1 요금조정에서 프라푸치노 동결, *망.패.후.프*는 300원 인하

Tea & Chocolate 티 & 초콜릿	Short* (8 oz)	Tall** (12 oz)	Grande (16 oz)	Venti (20 oz)
핫 티	3100	3600	4100	4600
아이스 쉐이큰 티	-	4300	4800	5300
시그니처 초콜릿	4300	4800	5300	5800
차이 티 라떼 (Hot/Iced) 홍차 라떼 (Hot/Iced)	4600	5100	5600	6100
그린 티 라떼	5100	5600	6100	6600

메뉴에 없는 음료	Short* (8 oz)	Tall** (12 oz)	Grande (16 oz)	Venti (20 oz)
에스프레소	Solo	3100	Doppio	3600
스타벅스 더블샷	7 oz	4300	커피/카라멜/바닐라	
오렌지 / 포도주스	-	-	3800	-
자몽 / 크랜베리 / 크랜그레이프주스		-	4800	-
카라멜 카페 라떼	4100	4600	5100	5600
헤이즐럿 카라멜 모카	5100	5600	6100	6600
커피 프라푸치노 바닐라 크림 프라푸치노	-	4300	4800	5300
초콜릿 크림 프라푸치노	-	4800	5300	5800
카라멜 크림 프라푸치노 모카 프라푸치노	-	5300	5800	6300

Extra / 엑스트라			
에스프레소 샷 추가	500	사이즈 별 금액 차이	500
휘핑 추가	500	자바칩 추가	600
우유 변경	저지방우유는 요청시 무료로 변경		
	두유 500	유기농***	1000
시럽 추가	500	바닐라 / 헤이즐럿 / 카라멜	
드리즐 추가	500	카라멜 / 초콜릿	
아포가토 스타일 추가	500	카라멜 / 모카	

신제품 or 시즌음료****	Short*	Tall**	Grande	Venti
허니 오렌지 라떼	4600	5100	5600	6100
토피넛 라떼	4600	5100	5600	6100
다크체리모카	4800	5300	5800	6300

**** 허니 오렌지 라떼는 2010.1.1 출시되었으며, 크리스마스 음료 <토피넛 라떼, 다크체리모카>는 재료 소진시까지 판매합니다.

아주 뜨거운 음료를 원하시면 "엑스트라 핫(무료)"으로 요청할 수 있습니다.

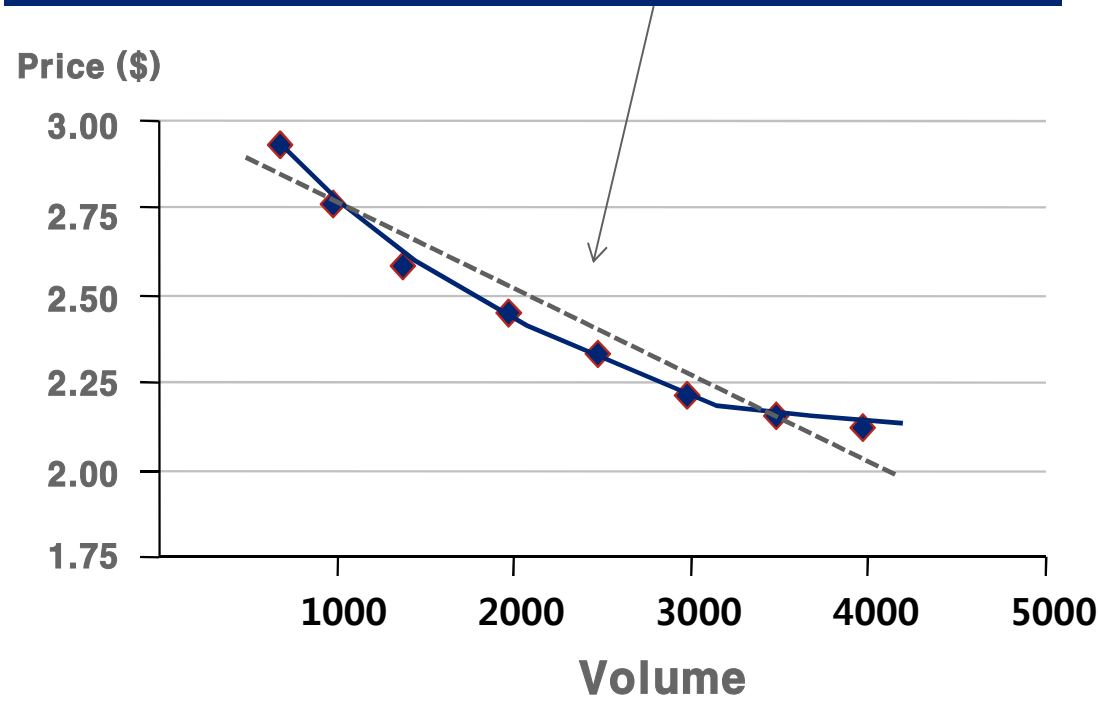
일회용 컵 선택시, 가득 담긴 음료에 의한 안전사고 방지 차원에서 컵 크기만 크게 요청가능 (음료 제공량은 변동 없습니다)

통신사 할인은 2010.1.1 현재, LGT만 가능 (KT 2009.7월 제휴종료) / 1일 횟수 제한 없고 중복 이용 가능

가격/프로모션의 결정 – 가격민감도의 이해

개별 제품의 가격민감도를 측정하는 것은 애널리틱스가 아닌 '분석'의 수준으로 쉽게 할 수 있지만...

$$Volume = \alpha + \beta \cdot \text{Price} + \varepsilon$$

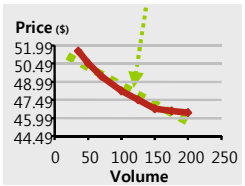


가격/프로모션의 결정 – 가격 모형 설계

가격과 프로모션을 실제 의사결정까지 연결하기 위해서는 '분석' 이 아닌 애널리틱스가 반드시 필요합니다.

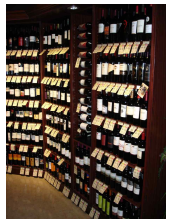
구분

Sensitivity



Multiples
(e.g. BOGO)

Display



Coupons

Loyalty programs

Trend

Feature
(e.g. Flyer, Ad)

Seasonality

Competitive effects

무의식 계량화

$$\ln\left(\frac{\hat{S}_{i,t}}{S_{i,t_B}}\right) = \hat{\mathrm{K}}_i + \hat{\gamma}_i \frac{P_{i,t}}{\overline{P}_{i,t}} + \hat{\nu}_i M_{i,t} + \hat{\psi}_i X_{i,t} + \hat{\kappa}_i X_{i,t} \frac{P_{i,t}}{\overline{P}_{i,t}} + \sum_{n=1}^{\tau} \hat{\delta}_{i,n} \frac{\sum_{r=t-mn}^{t-m(n-1)-1} S_{i,r}}{\sum_{r=t-mn}^{t-m(n-1)-1} \overline{S}_{i,r}} + \cdots$$

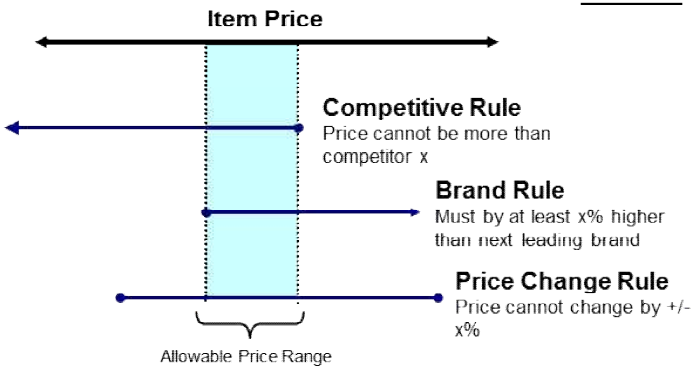
[구체 사례 1] C사의 가격최적화 : 개요

C사는 지역 리테일러와 연합하여 자사 SKU의 set of price를 재무목표 및 비즈니스 제약 사항을 충족하면서 최적 조합으로 가져가기 위한 애널리틱스를 수행하였습니다.

Business Rules and Category Goals

Business Rules: Constrains Scenario based on parameters from Regis stakeholders

illustrative

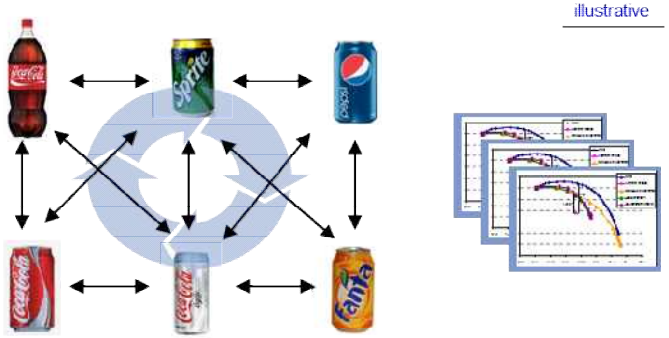


Category Goal: Maximize margin without losing more than x% volume

Price Optimization

Finds a set of prices that maximizes the category goal constrained by rules. Optimizations use robust models to assess every pricing scenario at the most granular levels to reflect customer demand and cross shopping behavior.

illustrative



Price Recommendations

illustrative

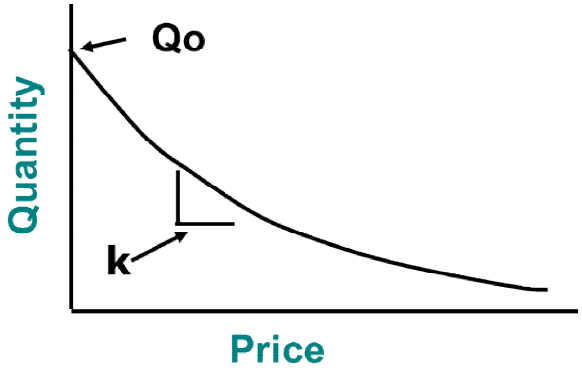
Brand	Forecast Margin	Forecast Quantity	Forecast Avg Price	Optimized Margin	Optimized Quantity	Optimized Avg Price	Margin Improvement ($)	Margin Improvement (%)	Quantity Change	Avg Price Change
COCA COLA	$ 63,939,351	21,226,668	$ 6.24	$ 67,722,497	20,650,001	$ 6.49	3,783,146	5.9%	-2.7%	4.1%
COCA COLA LIGHT	$ 40,030,657	9,861,318	$ 6.98	$ 39,486,833	10,293,155	$ 6.68	(543,824)	-1.4%	4.4%	-4.3%
COCA COLA ZERO	$ 14,073,241	3,854,452	$ 6.41	$ 14,421,763	3,810,097	$ 6.53	348,522	2.5%	-1.2%	1.8%

As inputs to the demand models change over time, the models can be updated and the products re-optimized to ensure optimal price position

[구체 사례 1] C사의 가격최적화 : 모형구성

가격최적화 모형은 일반적으로 다음과 같은 형태로 구성되어 개별 상황에서 Profit max 또는 Volume max 등의 가격전략을 지원합니다.

단위 가격탄력도 측정



통합 가격모형 구성

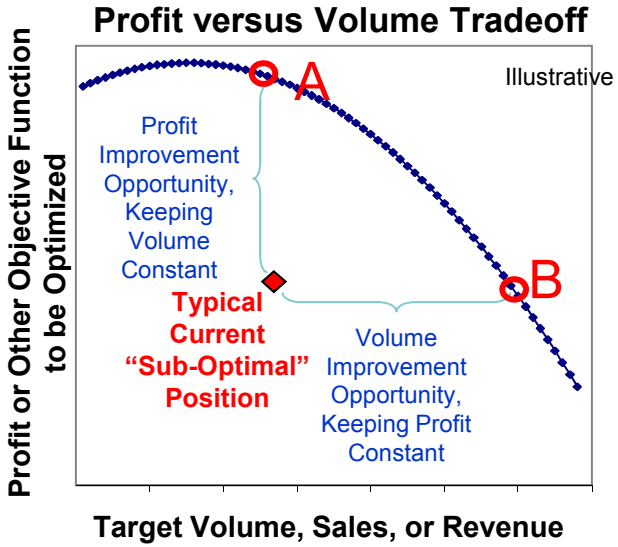
$$\%Savings(t) = \frac{Exp\left(q_0^s + \beta_s r_s(t)\right)}{Exp\left(q_0^{cd} + \beta_{cd} r_{cd}(t)\right) + Exp\left(q_0^s + \beta_s r_s(t)\right)}$$

- Affinity, Cannibalization 의 고려
- Competition 시나리오 고려

$$P_i(t) = \frac{Exp\left(q_0^i + \beta_i X_i(t)\right)}{\sum_{j=1}^{N} Exp\left(q_0^j + \beta_j X_j(t)\right) + Z_{comp}}$$

- 고객 행동의 확률 고려
- 시장/매장 특성 고려

시나리오별 가격 최적화



Typical Optimization Constraints

- Max/Min Price increases and/or decreases
- Max volume drop for an individual product
- Price ending (e.g., .99, .95, etc.)
- Optimal price per product cannot be higher than competition
- Specific pricing relationships (e.g., price matches among products, etc.)
- Minimum (or maximum) gross margin
- No gross margin reduction post optimization
- Price Image

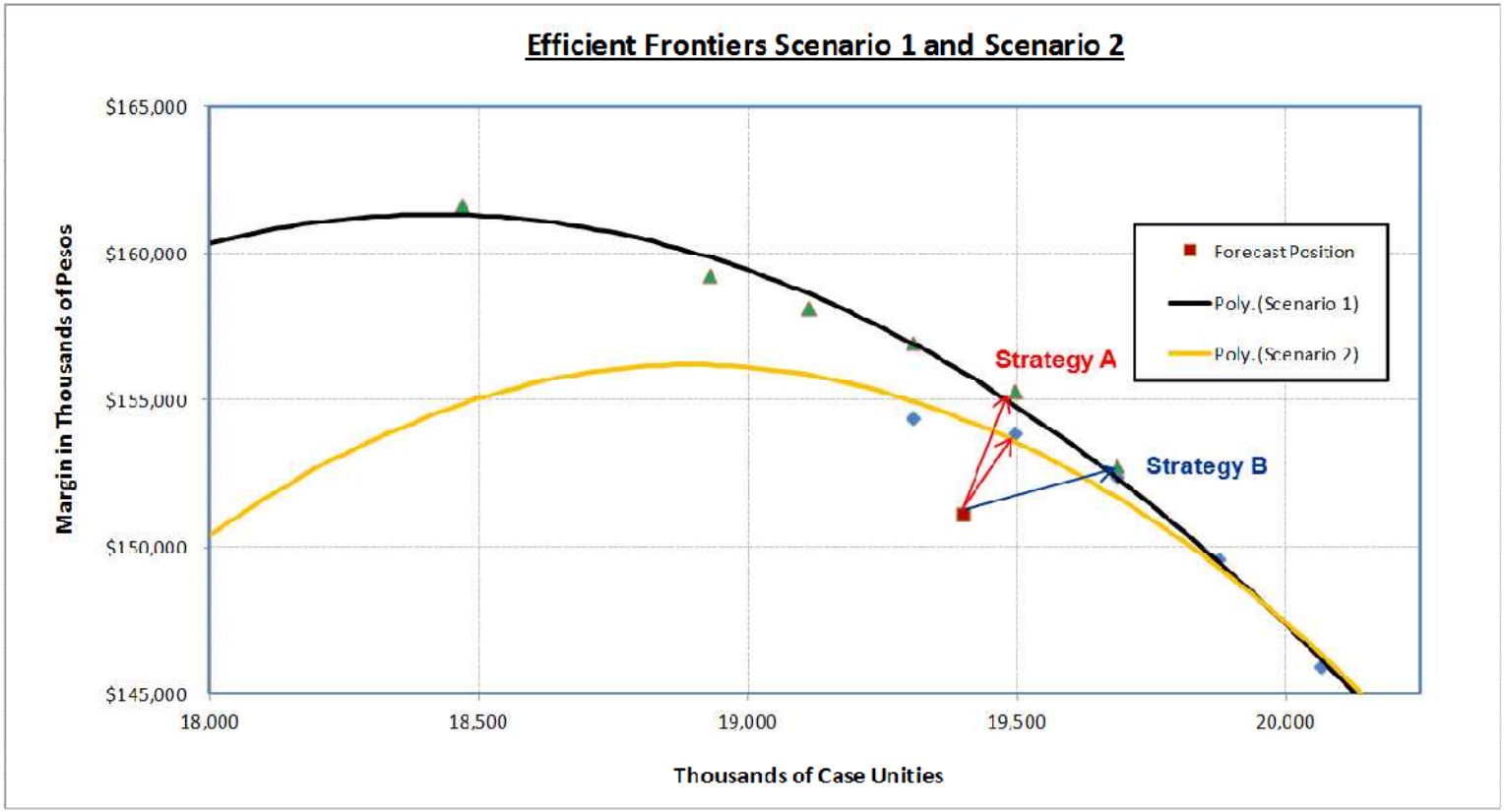
[구체 사례 1] C사의 가격최적화 : SKU별 Cross-Elasticity 예시

C사는 184개 SKU에 대해서 221개 개별/상호 Elasticity 모형을 구성하였습니다.

Target	7Up	7Up Free	Ades	Aquarius	Baggio Pronto	Cepita	Citric	Clight	Coca Cola	Coca Cola Light	Coca Cola Zero	Crush	Cunningt on	Doble Cola	Fanta	Fanta Light Zero	Gatorade	H2Oh	Levite	Mirinda	Paso de los Toros	Pepsi	Pepsi Light	Pepsi Max	Powerad e	Pritty	Quatro	Quatro Liviana	Quilmes	Schwepp es	Ser Agua Saborizа da	Ser Isotonico s	Ser Jugo en Polvo	Sprite	Sprite Zero	Tai	Tang	Terma	Villa Del Sur	Villavice ncio	Zuko
7Up	-0.520	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.499	0.000	-0.532	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.419	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.208	-0.280	0.000	-0.053	0.000	-0.007	0.000	0.000
7Up Free	-0.392	-0.571	0.000	0.000	-0.062	0.000	0.000	-0.110	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.120	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.135	0.000	0.000	-0.339	0.000	0.000	-0.112	0.000	0.000	0.000	0.000
Ades	0.000	0.000	-0.328	0.000	-0.054	0.000	-0.691	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.363	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.171	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Aquarius	0.000	0.000	0.000	-1.034	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.863	0.000	-0.433	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.042	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Baggio Pronto	0.000	0.000	-0.627	0.000	-1.411	-1.292	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.288	-0.270	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.015	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Cepita	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.361	-0.617	-0.133	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.188	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.017	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.018	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.277	0.000	-0.008	0.000	0.000
Citric	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.010	-0.733	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.016	0.000	0.000
Clight	-0.084	0.000	0.000	0.000	-0.079	0.000	0.000	-0.558	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.194	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.268	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Coca Cola	-0.066	0.000	-0.009	0.000	-0.047	0.000	0.000	0.000	-0.635	-0.215	-0.304	0.000	-0.082	0.000	-0.022	0.000	0.000	-0.006	-0.049	0.000	0.000	-0.202	-0.045	0.000	-0.029	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.117	0.000	-0.007	0.000	-0.057	-0.038	0.000
Coca Cola Light	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.034	0.000	0.000	-0.361	0.000	-1.150	-0.272	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.063	0.000	-0.030	-0.060	0.000	0.000	-0.117	-0.025	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Coca Cola Zero	0.000	0.000	0.000	-0.020	0.000	0.000	0.000	-0.033	0.000	-0.290	-0.693	0.000	0.000	0.000	-0.018	-0.104	0.000	-0.018	-0.046	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.139	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.228	0.000	0.000	0.000
Crush	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.233	0.000	0.000	0.000	0.000	-1.169	0.000	0.000	-0.485	0.000	0.000	0.000	-0.475	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.182	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.173	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Cunnington	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.066	-0.248	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.913	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.174	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Doble Cola	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-1.434	0.000	0.000	0.000	-0.533	0.000	-1.237	0.000	-0.006	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Fanta	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.267	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.223	-1.807	0.000	0.000	-0.251	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.148	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Fanta Light Zero	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.393	0.000	0.000	0.000	-0.036	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.043	0.000	-0.634	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Gatorade	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-1.686	-0.328	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.040	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.141	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.068	-0.053	0.000	0.000
H2Oh	0.000	0.000	0.000	-0.012	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.266	0.000	-0.153	0.000	-0.128	-0.649	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.640	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Levite	0.000	0.000	-0.181	0.000	-0.001	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.413	0.000	0.000	0.000	-0.293	0.000	0.000	0.000	-0.794	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.004	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Mirinda	-0.067	0.000	0.000	-0.028	0.000	0.000	0.000	-0.527	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.148	0.000	0.000	0.000	-0.025	-1.014	0.000	-0.106	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.419	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Paso de los Toros	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.795	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.065	0.000	0.000	-0.078	0.000	-0.303	0.000	0.000
Pepsi	0.000	0.000	-0.009	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.389	0.000	0.000	0.000	-0.077	-0.084	0.000	0.000	-0.079	-0.102	0.000	0.000	0.000	0.000	-1.878	0.000	0.000	0.000	-0.053	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.192	0.000	0.000	-0.218	0.000	0.000	0.000	0.000
Pepsi Light	0.000	0.000	0.000	-0.746	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.078	0.000	-0.451	0.000	0.000	0.000	-1.022	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.159	0.000	0.000
Powerade	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-1.409	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.937	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Pritty	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.836	-1.546	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.495	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.164	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Quatro Liviana	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-1.336	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-2.319	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.068	0.000	0.000
Quilmes	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.295	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.024	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-2.176	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.013	0.000	0.000	0.000	-0.267	0.000	0.000	0.000
Schweppes	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.495	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.575	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.071	0.000	0.000	0.000
Ser Agua Saborizada	0.000	0.000	-0.067	0.000	-0.176	0.000	0.000	-0.122	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.185	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.129	-0.168	0.000	0.000	-0.003	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.459	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.064	0.000	-0.003	-0.146	0.000
Sprite	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.014	0.000	-0.086	0.000	-0.049	0.000	0.000	-0.004	-0.480	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.295	0.000	-0.161	-0.152	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Sprite Zero	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.108	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.037	0.000	-0.007	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.009	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.094	-0.961	0.000	0.000	0.000	-0.013	0.000	0.000
Tai	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.263	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-1.523	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Tang	0.000	0.000	-0.156	0.000	0.000	-0.218	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.100	0.000	0.000	0.000	-0.359	0.000	0.000	0.000	-0.340	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.236	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000
Terma	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.208	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.097	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.032	0.000	-1.333	-0.188	0.000	0.000
Villa Del Sur	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.008	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.054	0.000	0.000	-0.244	0.000	-0.006	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.012	0.000	0.000	-1.324	-0.483	0.000
Villavicencio	-0.008	0.000	-0.049	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.020	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.027	0.000	-0.003	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	-0.163	-0.926	0.000

[구체 사례 1] C사의 가격최적화 : 가격전략 옵션 제시

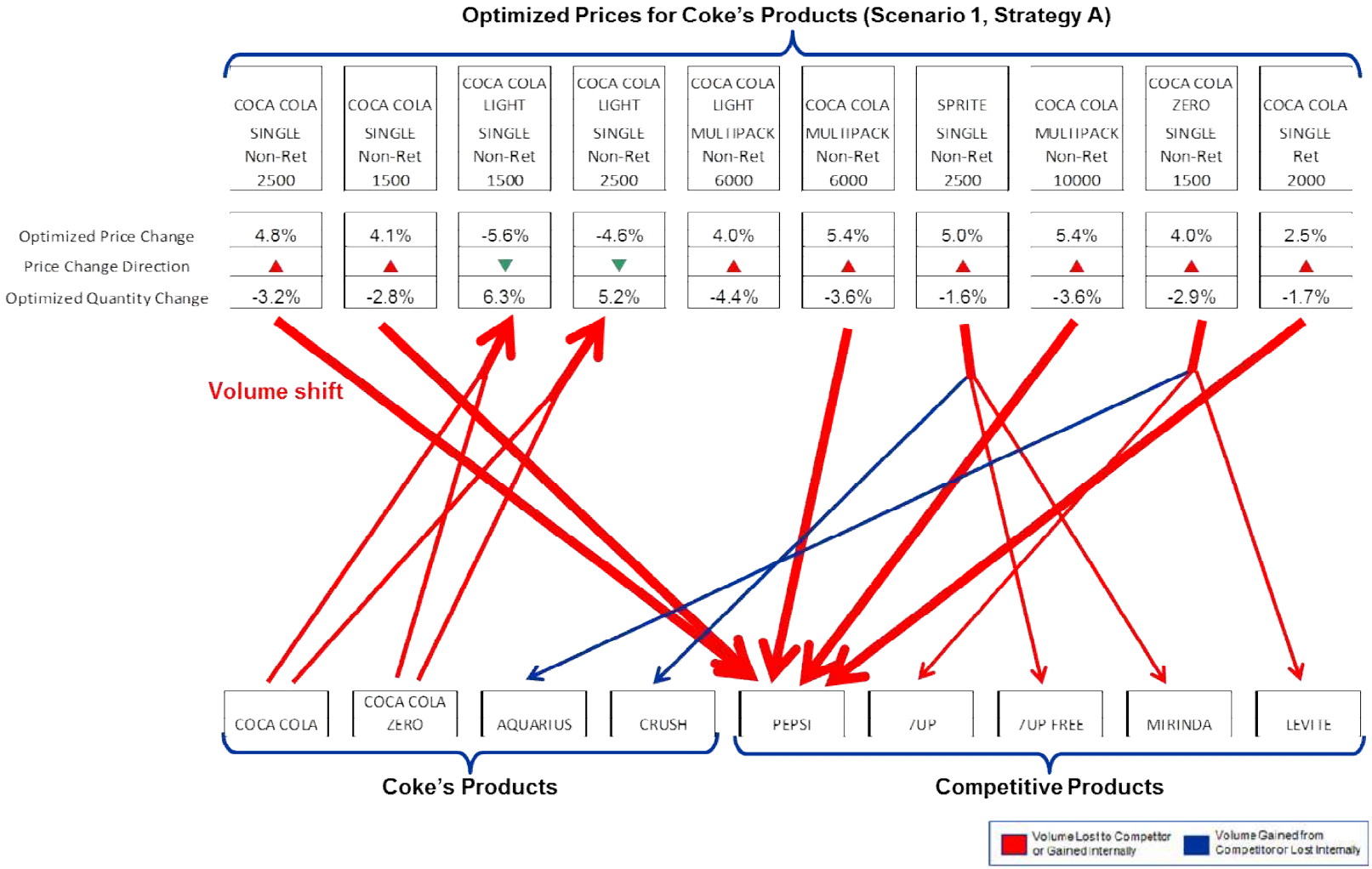
딜로이트는 선택가능한 수많은 옵션 중에 시장상황 및 경쟁사 대응을 고려하여 2개의 전략옵션을 제시하였으며,



- Market share constrains are practically the single driver of reduced margin benefits between scenarios 1 and 2.
- The estimated impact in 12-month expected benefits is approximately P$4.8MM (US$1.2MM) for a 0.5% volume increase (Strategy A)
- For optimization strategies that target volume increases bigger than 0.5%, the impact of the market share constraint is minimized – when both curves converge

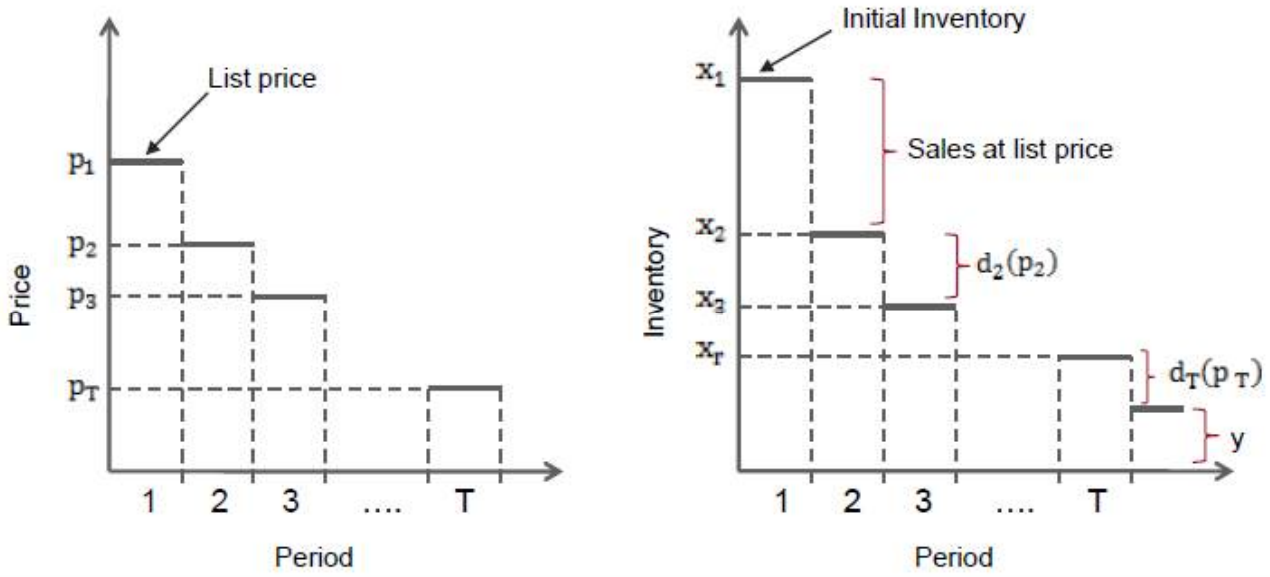
[구체 사례 1] C사의 가격최적화 : 지속적 고도화

시나리오 선택에 대한 후속 movement를 추적 분석함으로써 전략 연속성 및 고도화를 지원했습니다.



[구체 사례 1] C사의 Markdown Optimization

C사는 시즌성이 강한 SKU의 재고 및 매출관리를 위해 시즌초에 markdown 전략을 수립하며, 해당 전략 수립과정에서도 애널리틱스가 중요한 역할을 하고 있습니다.



$$\max_{p_1,p_2,\ldots p_T} \sum_{i=1}^{T} p_i d_i(p_i) + ry \quad \text{subject to} \quad \sum_{i=1}^{T} d_i(p_i) \le x_1$$

$$y = x_1 - \sum_{i=1}^{T} d_i(p_i)$$

$$p_i \le p_{i-1} \quad for \; i = 1, 2, \ldots, T$$

$$p_T \ge r$$

[구체 사례 2] S사의 캠페인 ROI분석 추진 목표

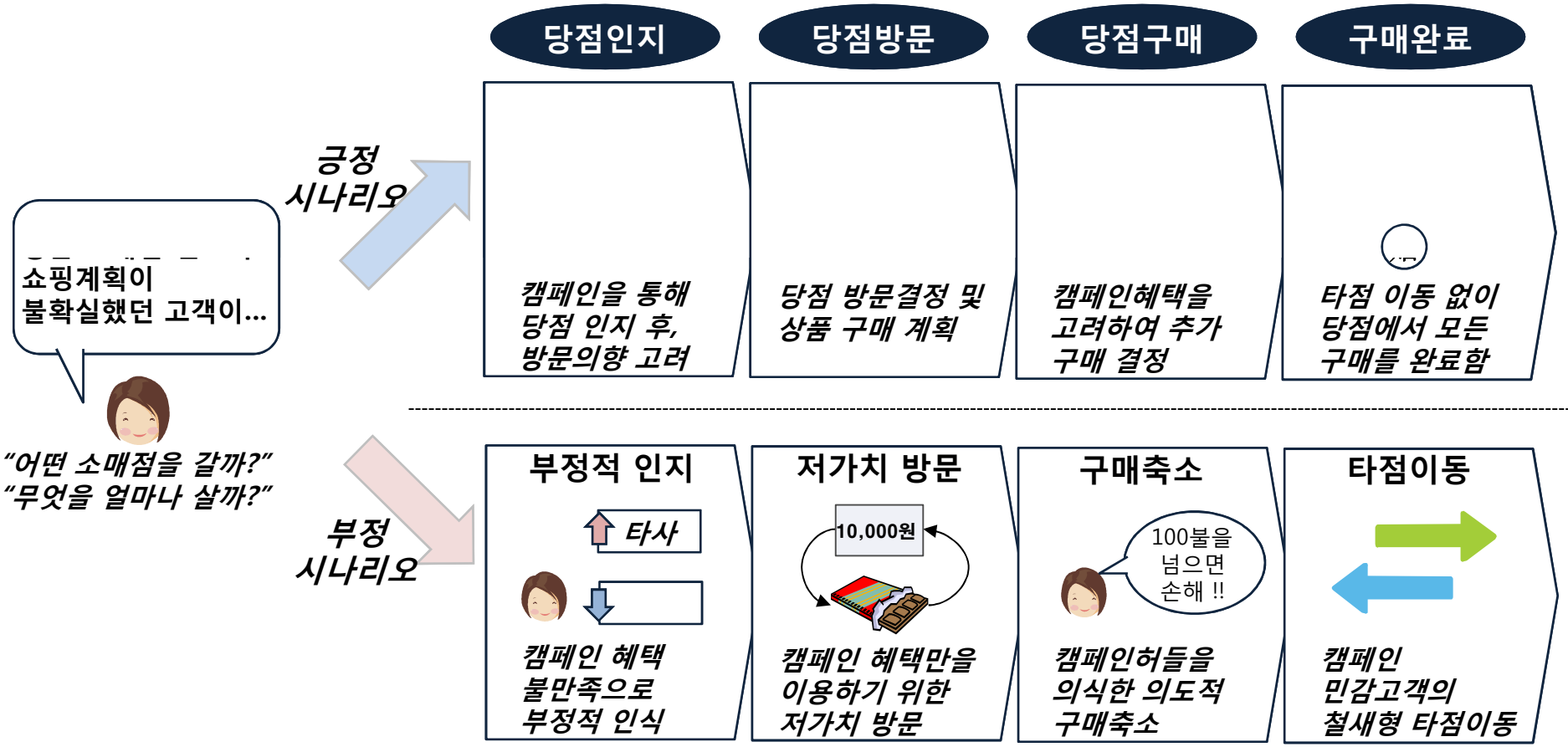
S사가 리테일업체로써 캠페인 비용의 효과적인 집행을 위해 고민해왔습니다.

마케팅 비용집행에 대한 주요 질문

마케팅 비용집행 적절성	***"마케팅 과부족으로 인한 기회 및 비용손실이 존재하나?"***	• 마케팅활동 별로 비용이 증가하는 것과 매출/이익의 증가는 어떤 관계에 있을까? • 매출/이익관점의 전략달성을 위해 마케팅 비용은 늘려야 할까 줄여야 할까?
마케팅 효과 측정 및 평가	***"마케팅활동이 의미 있는 가치를 창출하고 있는가?"***	• 전체 매출에서 마케팅활동이 기여한 정도는? • 다양한 마케팅 활동에서 개별 마케팅 활동간의 효과와 실적을 판단하는 방법은?
의사결정의 최적화 추구	***"매출/이익 극대화를 위해 어떤 활동에 투자해야 하나?"***	• 당사에 가장 수익성 있는 대상은 누구일까? • 추가 비용집행 결정 시, 투자해야 할 마케팅 대상은 누구인가?

[구체 사례 2] 캠페인 효과의 구조적 이해 필요성

캠페인은 고객에게 영향을 주어 당사 매장유입 및 구매확대를 목적으로 하지만, 의도치 않는 부작용 발생가능성을 고려할 때 종합적인 이해기반 마련이 필요합니다.



[구체 사례 2] 애널리틱스의 필요성

캠페인 특성상 논리적으로 캠페인의 매출 기여 정도를 정확히 측정할 수 없기 때문에, 많은 선진기업들이 데이터 분석 기반 반응모형으로 마케팅 기여도를 평가하고 있습니다.

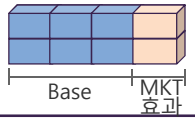
현재 당사 캠페인 분석의 어려움

- 캠페인(사은권, 선불카드)가 사용된 구매건을 비용 대비 매출 개념으로 관리하고 있음

반응매출 중복

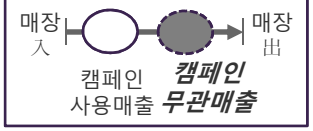
- 단일상품에 여러 캠페인 사용시 매출이 중복 산정됨

마케팅효과 분리



- 매출에서 순수 마케팅효과의 분리 어려움

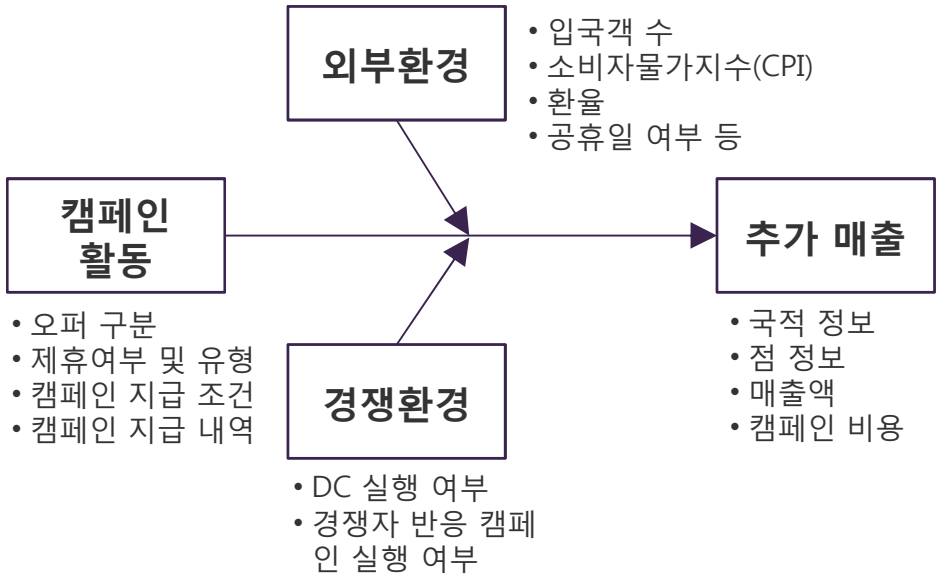
관리범위 한정



- 캠페인이 사용되지 않은 연계매출은 측정할 수 없음

캠페인 반응모형 필요성

- 캠페인 비용흐름과 총 실매출의 흐름 동조형태를 외부환경과 경쟁환경을 통제한 상태로 분석함으로써 캠페인활동이 기여한 추가매출을 모형화 할 수 있음



[구체 사례 2] 필요 데이터 수집

마케팅 ROI분석을 위해 기업 내외부의 다양한 데이터를 수집했으며, 일반적으로 24개월 이상의 데이터를 보유하고 있을 때 효과적인 분석이 가능합니다.

마케팅 투자 이력

광고선전 – 브랜드 & Retail 구분

- TV: Network, Spot, Cable, In-Flight Ads
- 인쇄광고: Newspapers, Magazines, Trade Press, Alternative Print etc.
- 옥외광고: Airport/Train Stations ads
- 기타: Books, Movies, TV Shows, Video Games, Public Figures

직접홍보 / CRM

- ADVO, Catalog, Cross-Product, Bill Inserts, Direct Mail, Yard Signs, Telemarketing

세일즈 & 프로모션

- Samples, Coupons, Flyers, Point-of-Sale

이벤트 & 스폰서

- Live events, Conventions, Public Figures, Sports, Meetings, Brand Experience

온라인 & 소셜

- Search, Banner, Apps, Gaming, SMS, Facebook, Twitter

간접 데이터

고객인지 지표 (if has)

- Aided/Unaided, Image Components (emotional/aspirational vs. rational/ functional), Consideration, Preference

온라인채널 접촉이력

- Visits to web sites (company & third party), Frequency of visit, Duration of visit, Click through

주요 채널 접촉이력

- Inbound calls, Store traffic, Business reply cards, Service center visits, Dealer visits

고객 행동 및 Buzz

- Complaint, Problem resolution, Hold times, Return visits, Terminations

재무적 결과

고객 행동 지수

- Sales
- Up-sales
- Cross-sales
- Retention
- Winback

주요 재무지표

- Revenue
- Margin – Gross
- Margin – Net
- EBITDA
- ROI
- ROIC
- Net Present Value

외부 항목

경쟁사 활동

- Advertising, Promotions, Pricing, Web Activity
- Consumer confidence

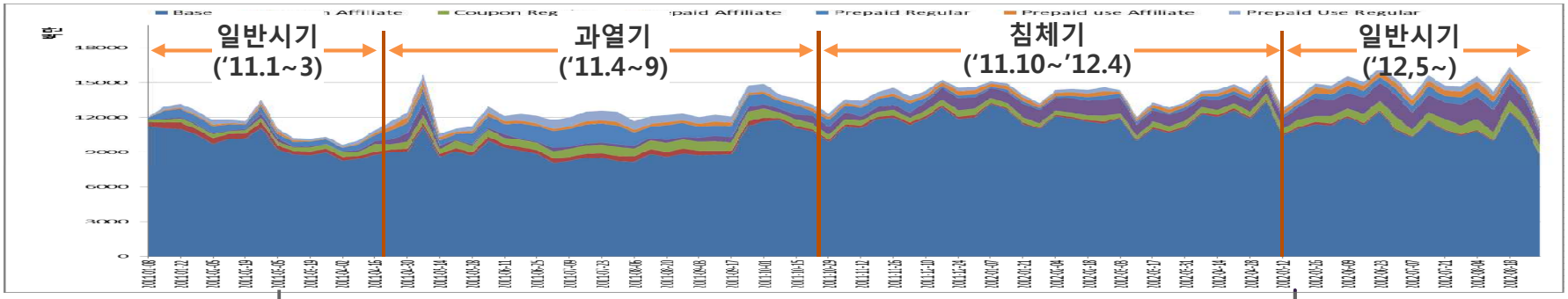
거시 경제 지표

- Customer Inflow
- Travel Industry Trend
- Consumer confidence
- Unemployment
- Inflation / pricing
- Etc

[구체 사례 2] 캠페인 반응모형 결과

캠페인 반응모형으로 매출의 **%까지가 캠페인활동을 통해 발생한 추가 매출인지를 구분해냈으며, 개별 활동의 성과를 파악할 수 있게 되었습니다.

매출에 있어서의 마케팅 활동 기여 평가



캠페인 과열기

정의
- 경쟁사와의 과열 경쟁 따른 판촉비 증가 시기

특징
- 많은 비용이 투입되어 매출의 25%를 설명하지만, 가장 낮은 매출유발효과

캠페인 침체기

정의
- 과열된 캠페인 진정을 위한 비용절감 시기

특징
- 캠페인활동의 매출유발효과는 일반시기와 유사 (β=3.9) 하지만, 매출기여도는 15%로 낮아짐

일반 시기

정의
- 일상적인 캠페인활동을 진행했던 시기

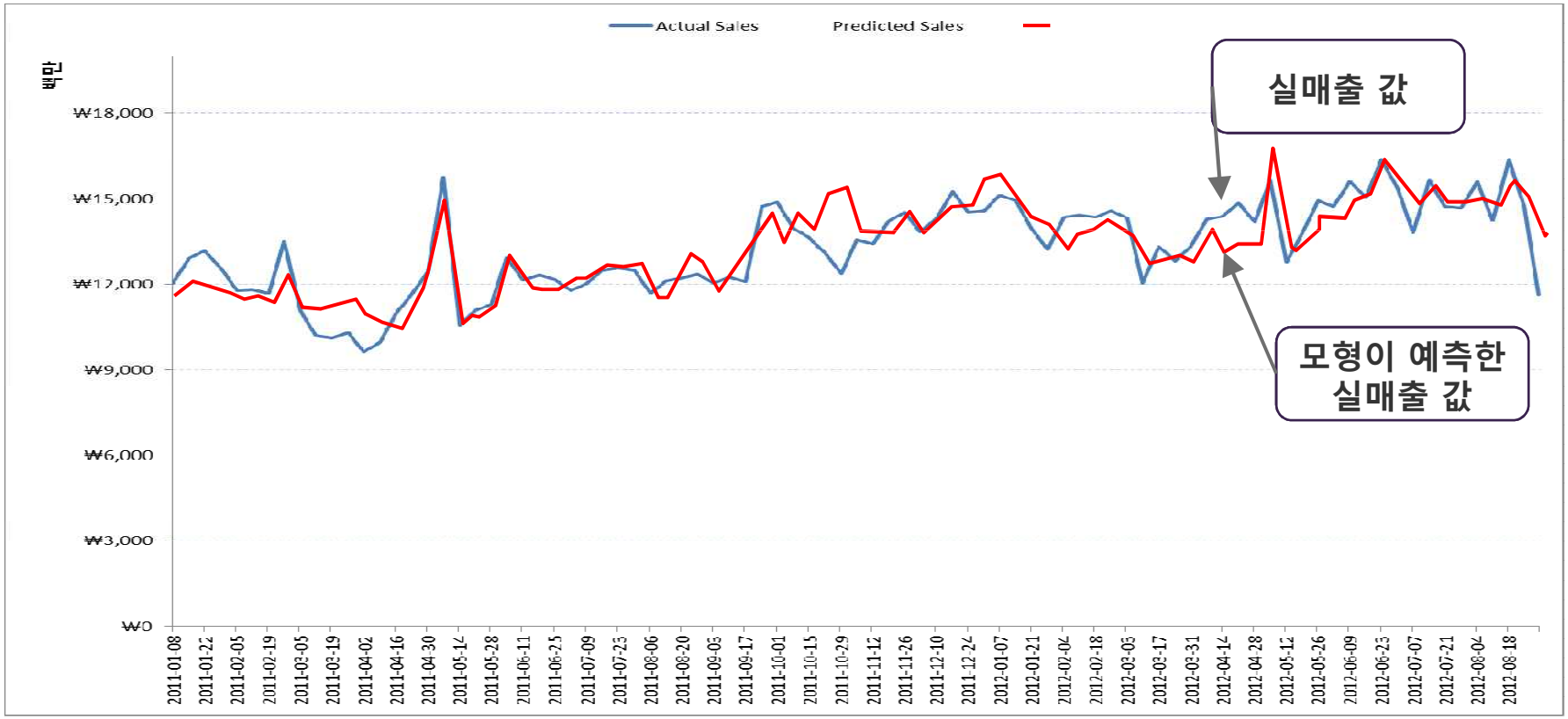
특징
- 캠페인활동을 통한 매출유발효과는 가장 크게 나타나며 (β=4.4), 매출의 20% 수준을 설명함

"구매가능고객이 한정되어 있는 지역리테일의 특징 상,
단순 물량 투입 중심의 과다 캠페인은 손실로 이어질 가능성이 매우 높음"

[구체 사례 2] 캠페인 반응모형 신뢰도 검증

캠페인 반응모형은 캠페인 유형별 투입 비용과 기타 외부변수가 결정되면, 90% 내외의 정확도로 실매출을 예측할 수 있는 신뢰도를 가지고 있습니다.

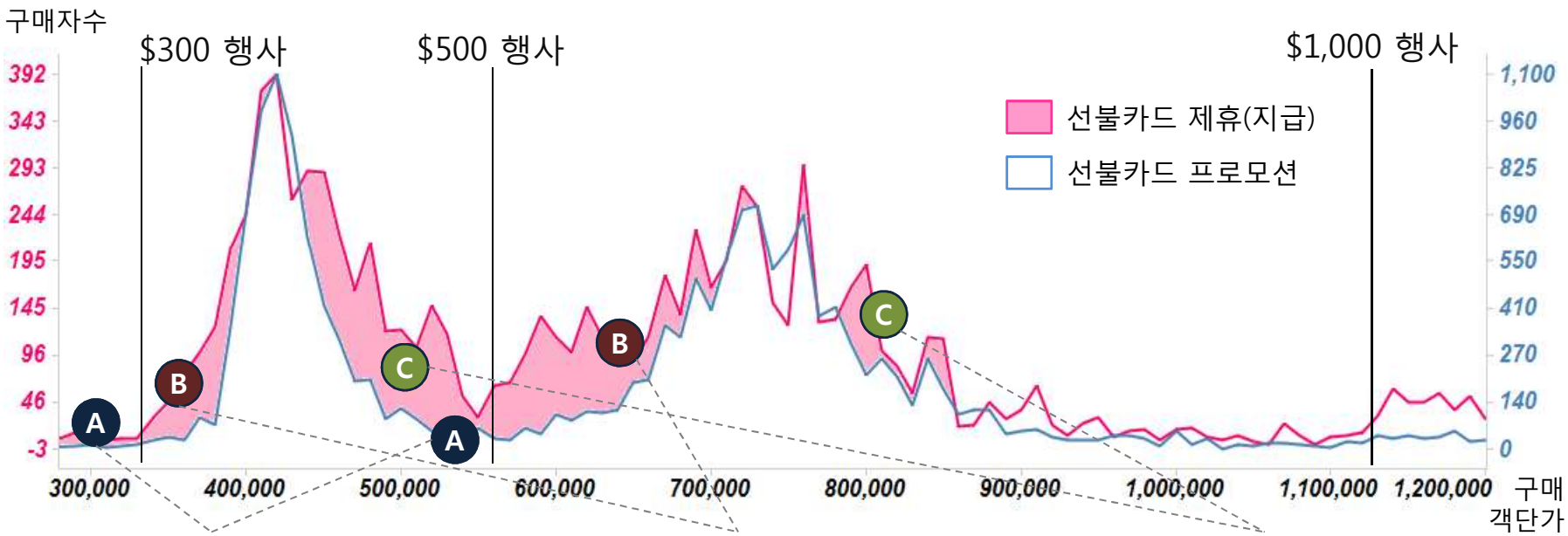
캠페인 반응모형*을 통한 실제 매출 예측 결과



[구체 사례 2] 캠페인 반응모형의 활용 – 상품설계 고도화

고객이 캠페인 허들별로 반응하는 패턴에 대한 분석은 추후 확률모형 기반의 상품설계 최적화의 기반으로 활용됩니다.

객당 구매액별 선불카드 행사 참여자 수



긍정적 구매유보
허들을 인지한 고객들은 혜택확보를 위해 허들이전의 구매를 유보하며, 이는 허들이전의 깊은 골로 표현됨 (골 깊이비 : 제휴 > 프로모션)

구매유발효과 高
허들이전에 유보된 구매는 허들근방에서 추가구매로 실현되며, 이는 Peak 전사면의 완만한 곡선으로 표시 (경사완만도 : 제휴 > 프로모션)

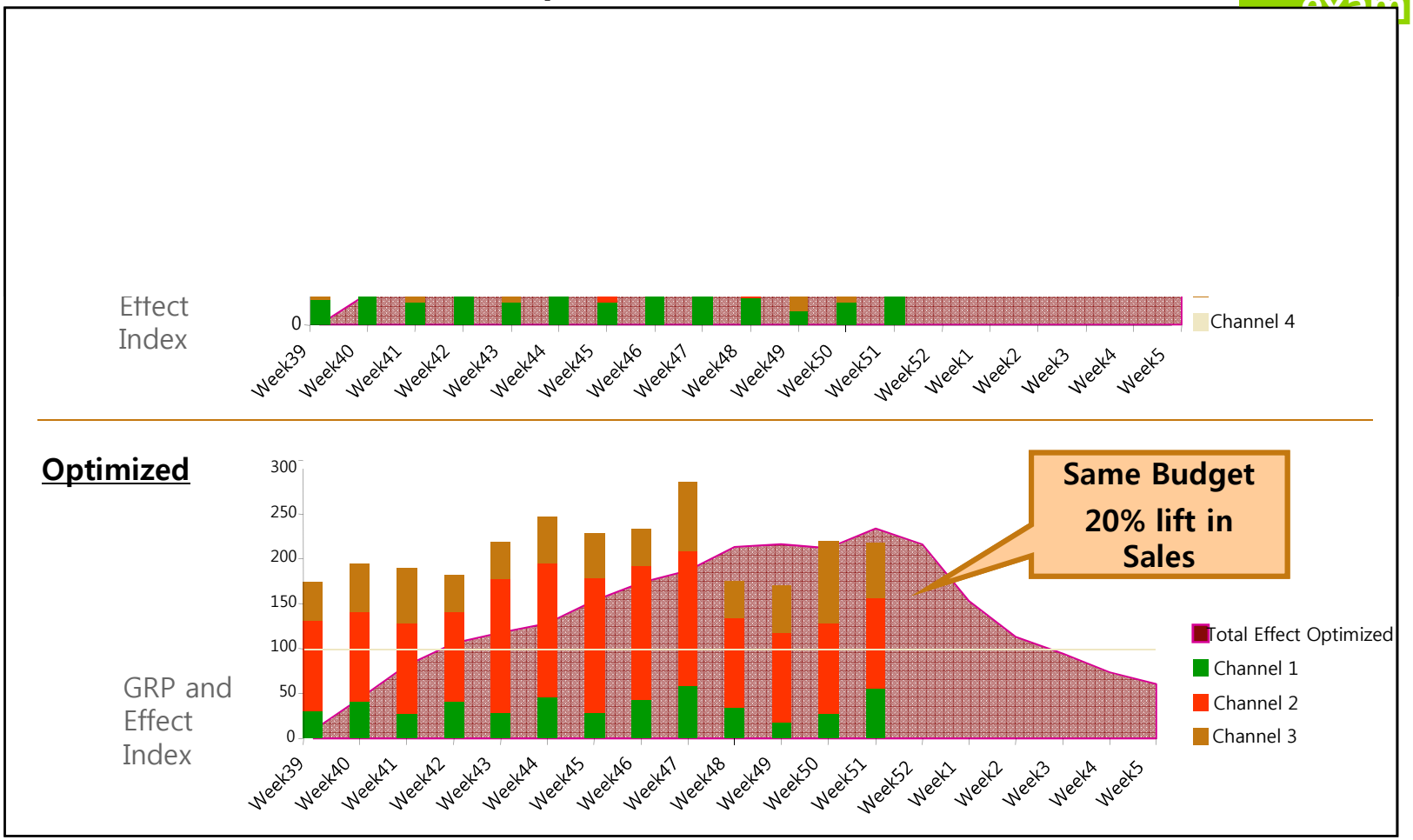
부정적 구매축소 低
허들을 인지한 고객들은 경제적 구매를 위해 추가 구매를 유보하며, 이는 Peak 후사면의 급격한 곡선으로 표시 (경사완만도 : 제휴 > 프로모션)

[구체 사례 2] 캠페인 반응모형의 Next Step – 투자 최적화

캠페인 반응모형은 지속적으로 고도화되어 투자 최적화 시스템으로 발전해야 하며, 이 경우 경험적으로 동일 비용 투입에서 20% 이상의 매출효과를 기대할 수 있습니다.

Illustrative example

Optimization& Sales lift

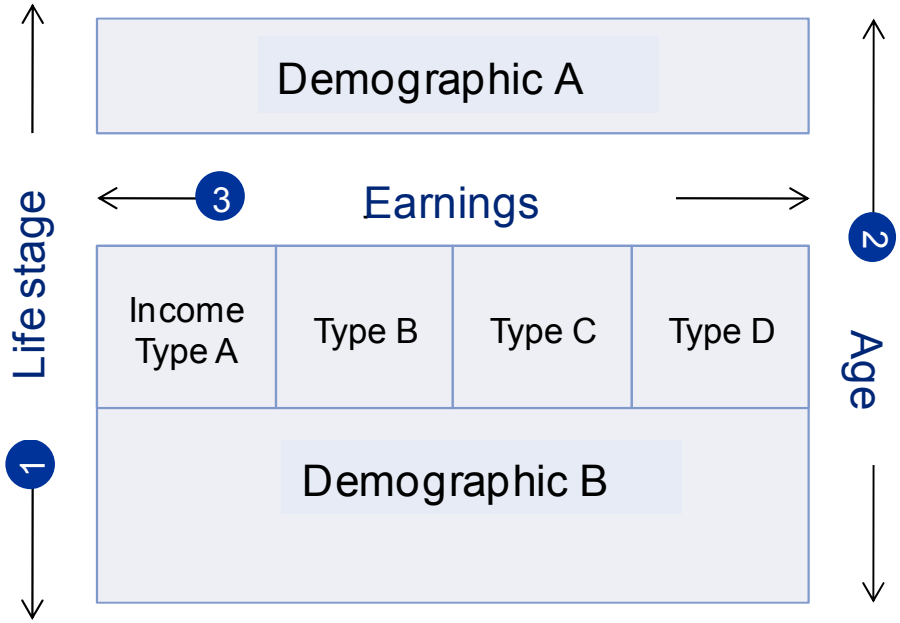


[구체 사례 3] D사의 고객 세그멘테이션

D사는 인구통계학적 기반의 세그멘테이션을 통해 고객을 관리해왔지만 실제 Actionable하지 않았습니다.

Goal
Significant investment in customer segmentation

Challenge
Plausible on paper but not actionable



[구체 사례 3] 환경의 변화, 새로운 고객 이해 필요

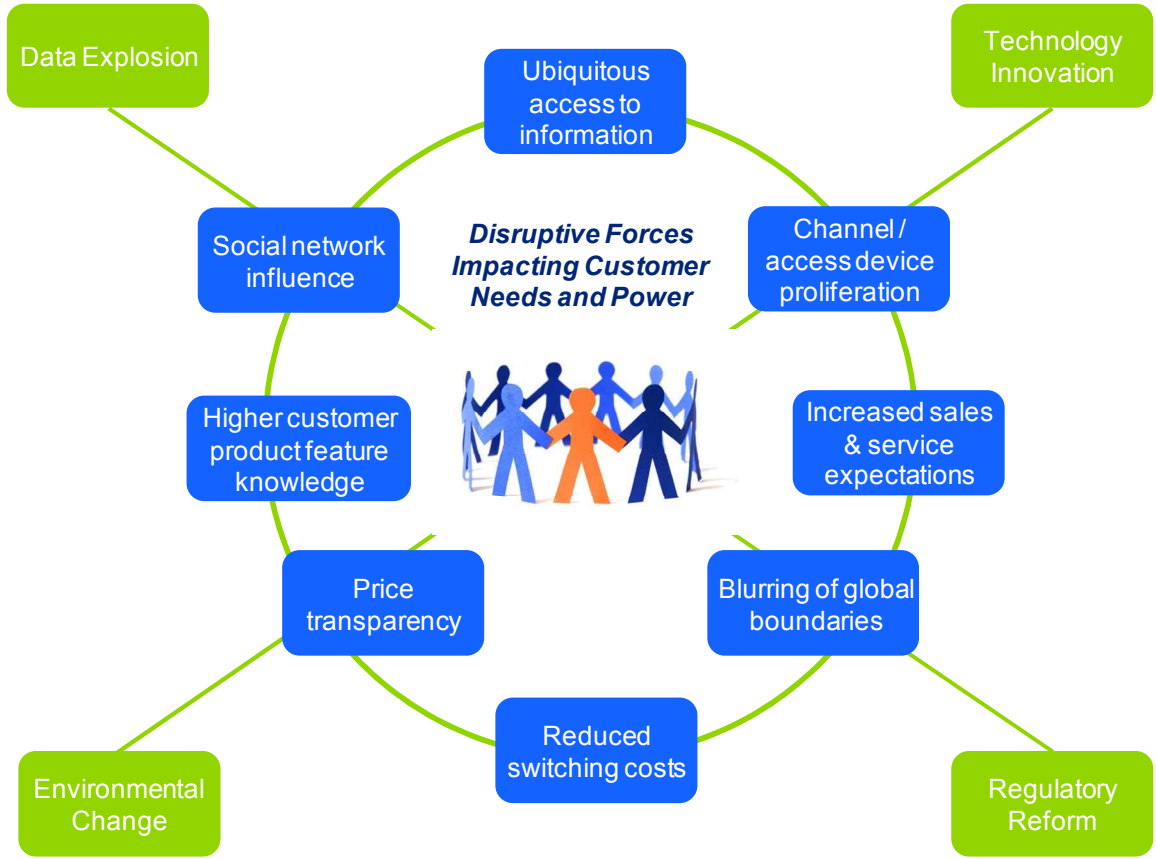
딜로이트는 과거의 세그멘테이션 방식이 다변화된 시장상황과 고객 니즈에 적합하지 않은 경우가 많기 때문에 목적부합적인 Micro-segmentation을 활용하고 있습니다.

Customer shift

- More Sophisticated
- More Empowered
- More Demanding

Market Impact

- Increased Competition
- Increased fragmentation
- Increased Expectation



[구체 사례 3] 마이크로 세그멘테이션 개요

프로젝트 초기에 서베이 등을 통해 고객 행동유형을 결정하는 변수를 파악하고 이를 새로운 세그멘테이션에 참여시켰습니다.

Source & Optimise

- We took the existing market survey
- Which contained 40 questions & across 2000 respondents

Analyse & Interpret

- We built a model that considered 423 attributes **by customer**
- We mapped segments to the client's existing customer base

Model & Predict

- We interpreted 36 granular segments
- Into 3 key priority "epicentres" of high growth potential
- For effective strategy execution

[구체 사례 3] 세그멘테이션 디멘젼 예시

세그멘테이션에 인구통계학적인 변수 이외에 다양한 디멘젼을 동시에 포함시킴으로써 다양한 목적에 부합한 고객군을 뽑아낼 수 있습니다.

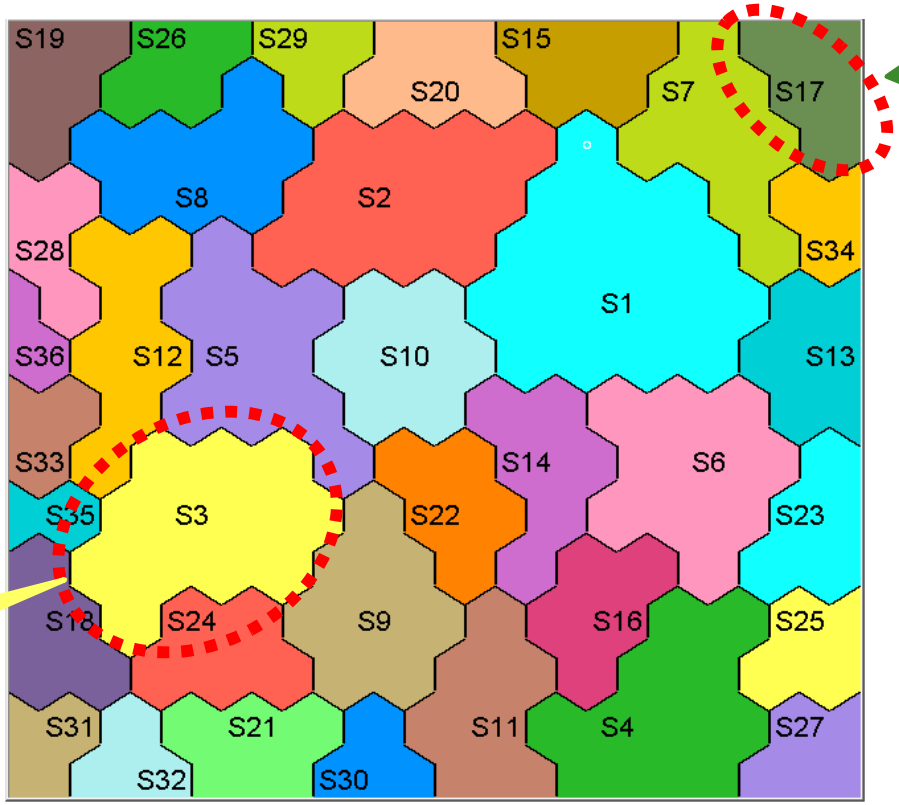
Dimension	Example attributes	When to use	Example
Demographic	▪ Name/address ▪ Demographic data (e.g., age, income, marital status, children) ▪ Account type	▪ Developing a customer census (e.g., how many customers are…) ▪ Customer interactions with brand/ company/product are unknown	▪ Baby Boomers ▪ Business customers
Lifestyle	▪ Third-party lifestyle segments (e.g., PRISM, Equifax niche) ▪ Leisure activities ▪ Car ownership	▪ Marketing a new product or service ▪ Developing a customer census ▪ Developing an external relationship with a related vendor	▪ Young actives ▪ Golfers
Needs	▪ Cost-benefit choice quantification ▪ Service level requirements	▪ Key buying factors are not sufficiently differentiated ▪ Precision in attributes to tailor value propositions is needed	▪ Availability buyer ▪ Relationship buyer ▪ Full service buyer
Attitude	▪ Brand preference ▪ Promotion sensitivity ▪ Sensitivity to switch	▪ Assess unmet needs and frustrations ▪ Measure the brand premium ▪ Understand the decision-making bias	▪ Loyalists ▪ Convenience shoppers ▪ Cherry pickers
Value	▪ Estimated customer value ▪ Customer cost to serve ▪ Customer Lifetime Value (CLV)	▪ Where customer buying factors are clear and different between segments ▪ Making trade offs between discounting and adding services	▪ Strategic sourcers ▪ Price bottom feeders ▪ High luxury
Behavioral	▪ Purchase frequency ▪ Product mix ▪ Basket size ▪ Days since most recent purchase	▪ Quick identification of need ▪ Simple sales force instructions ▪ Understand switching behavior	▪ Single, urban and upscale ▪ Young families ▪ Retirees seeking value

[구체 사례 3] 마이크로 세그멘테이션 방법론 : SOM

지속적인 관련 attribute추가와 동적으로 목적별 세그멘테이션을 수행하기 위해서는 Self Organizing Map과 같은 Non-parameter 기반 방법론 활용을 고려해야 합니다.

Priority targets

- Brand fit
- Revenue
- Growth rate
- Current access
- Ability to serve



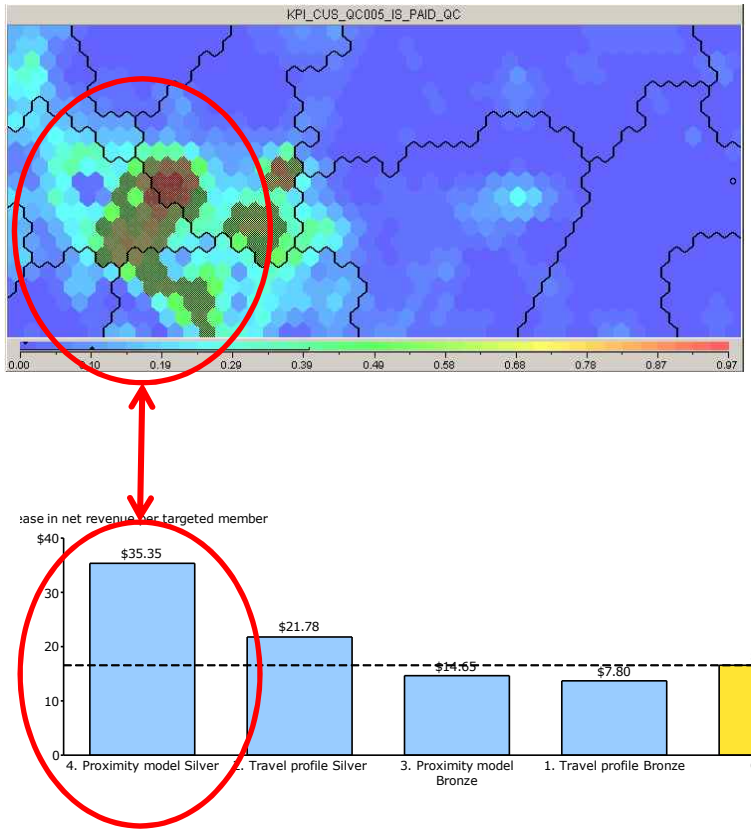
S17 The Female Worrier

S3 The risk-averse migrant

[구체 사례 3] 마이크로 세그멘테이션의 캠페인 효과 향상 효과

목적 부합하게 설계된 마이크로 세그멘테이션은 고객 행동 예측력이 뛰어나서 기존 대비 3배 높은 ROI의 캠페인 수행이 가능해집니다.

Leveraging the power of predictive behaviour for three times uplift



- Targeted cluster customers where at least 50% had a paid Lounge membership.
- Identified customers within cluster that were not paying for a Lounge membership
- Filtered further to include customers whose previous travel had been mostly (75%) through Lounge ports

- The granular proximity modelling outperforms the general travel profile
- Delivering > 3 times average revenue per customer than traditional segmentation

Part 1: 빅데이터 애널리틱스 정의 및 개요

Part 2: 빅데이터 애널리틱스 활용

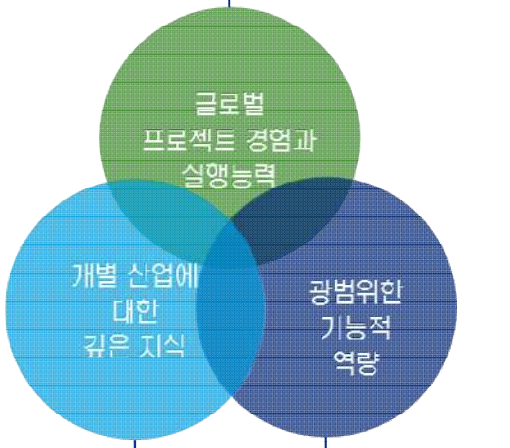
Part 3 : 딜로이트 애널리틱스 사례 소개

딜로이트 애널리틱스 개요

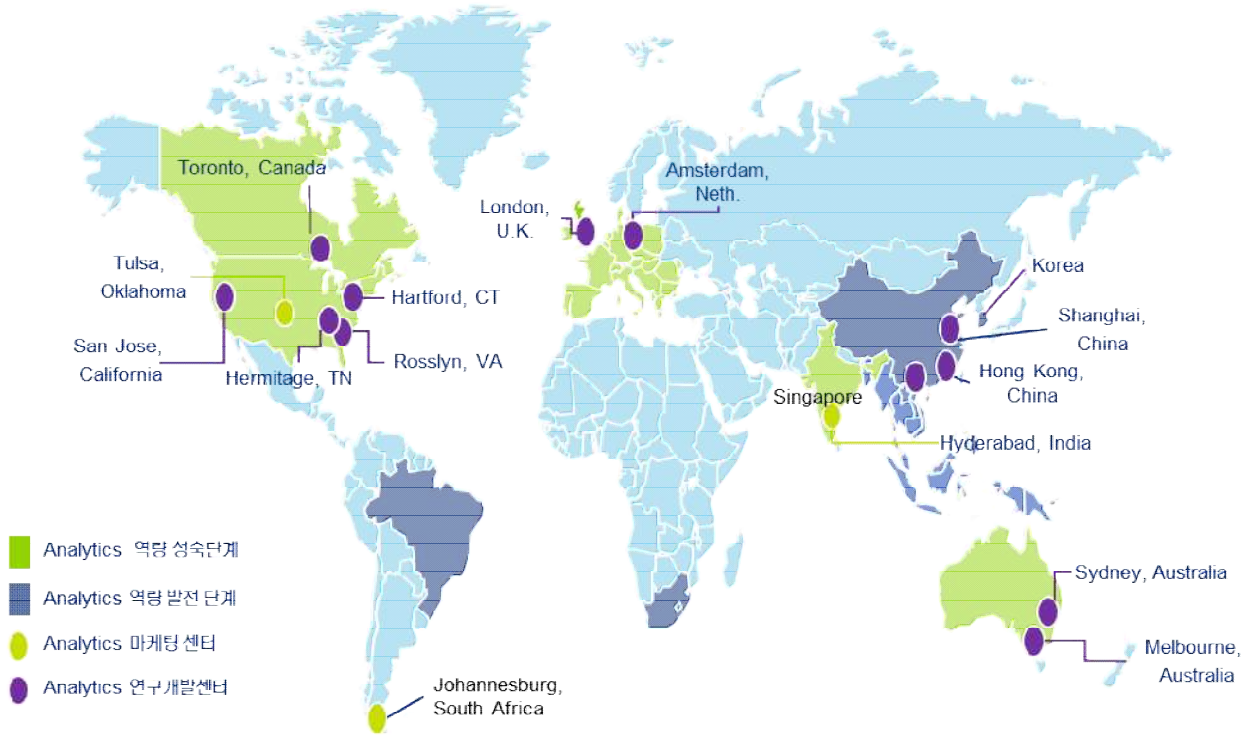
딜로이트애널리틱스는 산업-도메인-애널리틱스의 전문성을 기반으로 고객의 이슈를 해결하는 것에 특화되어 있는 글로벌 조직입니다.

Analytics전문성의 글로벌 협조체계

- 수학, 통계, 통계솔루션 전문가를 포함하여 전세계 3,400명 이상의 Analytics서비스 전담인력



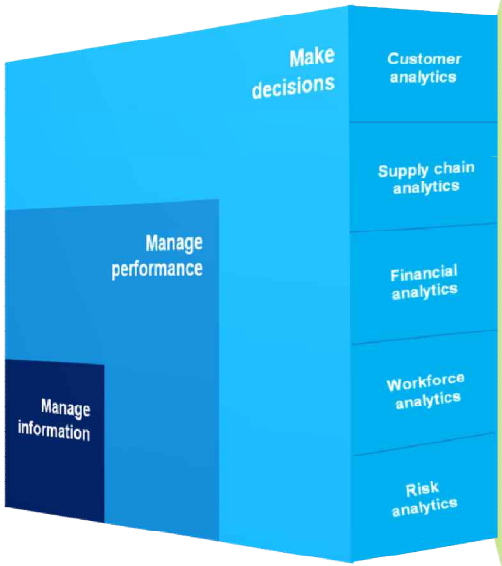
- 공공, 생명과학, 금융, 유통, 제조 등 선 산업에 걸친 Analytics서비스 제공
- 전략, 오퍼레이션, 인사관리, 기술, 리스크, Tax 등 기업 전 기능영역에 걸친 Analytics 서비스 제공



"Analytics관점에서 글로벌 수준 서비스 제공을 위한 단일 조직체계 구성"

딜로이트 보유 모형

딜로이트애널리틱스는 수많은 프로젝트 경험을 통해 기업이 요구하는 애널리틱스 주제를 크게 5개 영역으로 구분하고 있습니다.



	Domain definition	Sample Subcomponents
Customer Analytics	고객 생명주기 전 과정에서 가격/프로모션을 비롯한 다양한 고객활동을 정교화하기 위해 Analytics를 활용하는 것	• Marketing • Sales force • Customer service • Customer segmentation • Pricing, etc.
Supply chain Analytics	기업의 전체 가치사슬에서 새로운 인사이트 제공을 통해 효율성/ 효과성을 제고하기 위한 Analytics 영역	• Supply chain efficiency • Inventory productivity • Planning and forecasting • Sourcing and procurement • Logistics and distribution, etc.
Financial Analytics	합리적인 재무계획을 수립하고, 재무 성과의 측정, 관리 및 최적화를 추구하는 Analytics 영역	• Reporting and valuation • Revenue leakage • Working capital • Bankruptcy administration • Tax analytics, etc.
Workforce Analytics	인력선발, 유지, 교육 등 인력관리 전반의 프로세스를 지능화하기 위한 Analytics 영역	• Talent acquisition • Talent retention • Organizational design • Workforce planning, etc.
Risk and regulatory Analytics	기업리스크의 측정, 모니터링, 위험경감 등의 과정을 고도화하기 위한 Analytics 영역	• Enterprise risk management • Compliance • Risk management and reporting • Fraud • Assurance analytics, etc. • Risk based performance Management • Anti-corruption • Sustainability • Lease accounting, etc.

주요 애널리틱스 성공사례 – 고객

기업 내외부의 다양한 데이터를 활용함으로써 과거보다 목적부합한 세그멘테이션을 진행하는 것은 고객분석의 주요 트랜드입니다.

Self Organizing Map을 이용한 고객세그멘테이션 사례

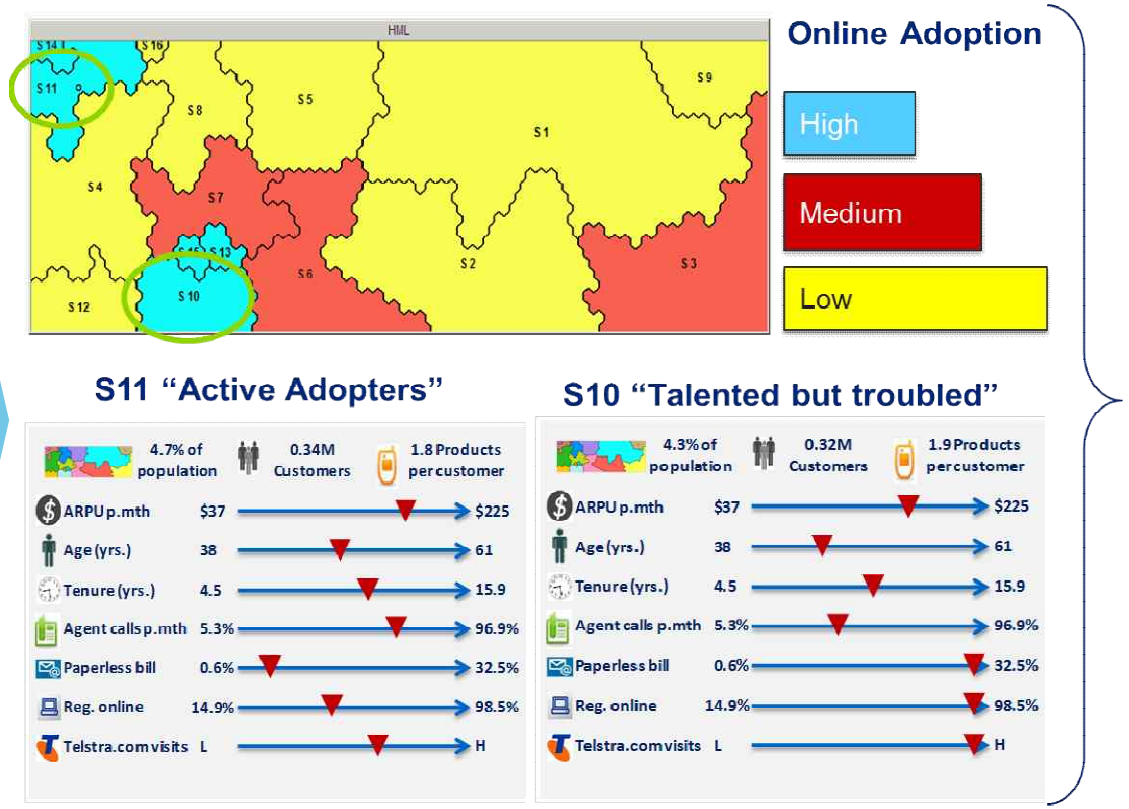
94 data-sets, 925M records, 950 attributes

Customer
- Account
- Socio-demo
- Market segment
- Attitudinal

Product Holdings & Use
- Mobile
- Fixed
- Internet
- Pay TV

Billing and Payments
- Method
- Bill presentation
- Timing
- Amount

Channel interactions
- CC, Retail, Digital, IVR
- Why, how often, when



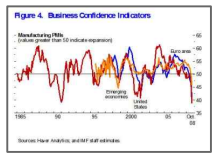
주요 애널리틱스 성공사례 – 마케팅

새로운 데이터 취합 및 분석역량 고도화는 마케팅 ROI를 측정하여 최적의 투자를 진행하는 현장에서도 적용됩니다.

각 산업의 마케팅 투자 최적화

External

거시 경제



계절 요인

경쟁 요인

정부 요인

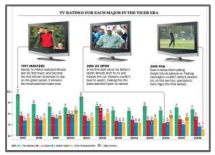
Influenced

광고 메시지

영업 역량

상품경쟁력

상품가격



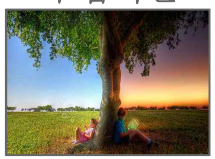
"주어진 상황에서 언제 어디에 마케팅자원을 투입해야 하나?"

Control

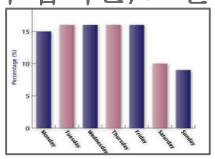
미디어 종류

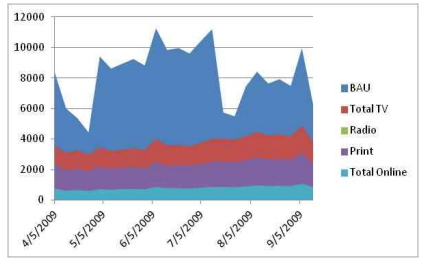
프로그램 특성

투입시간



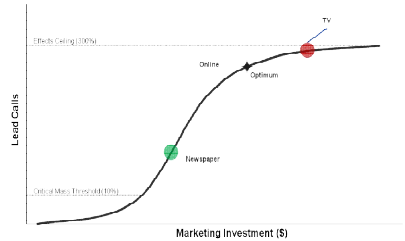
투입시즌/요일





미디어별 기여 평가

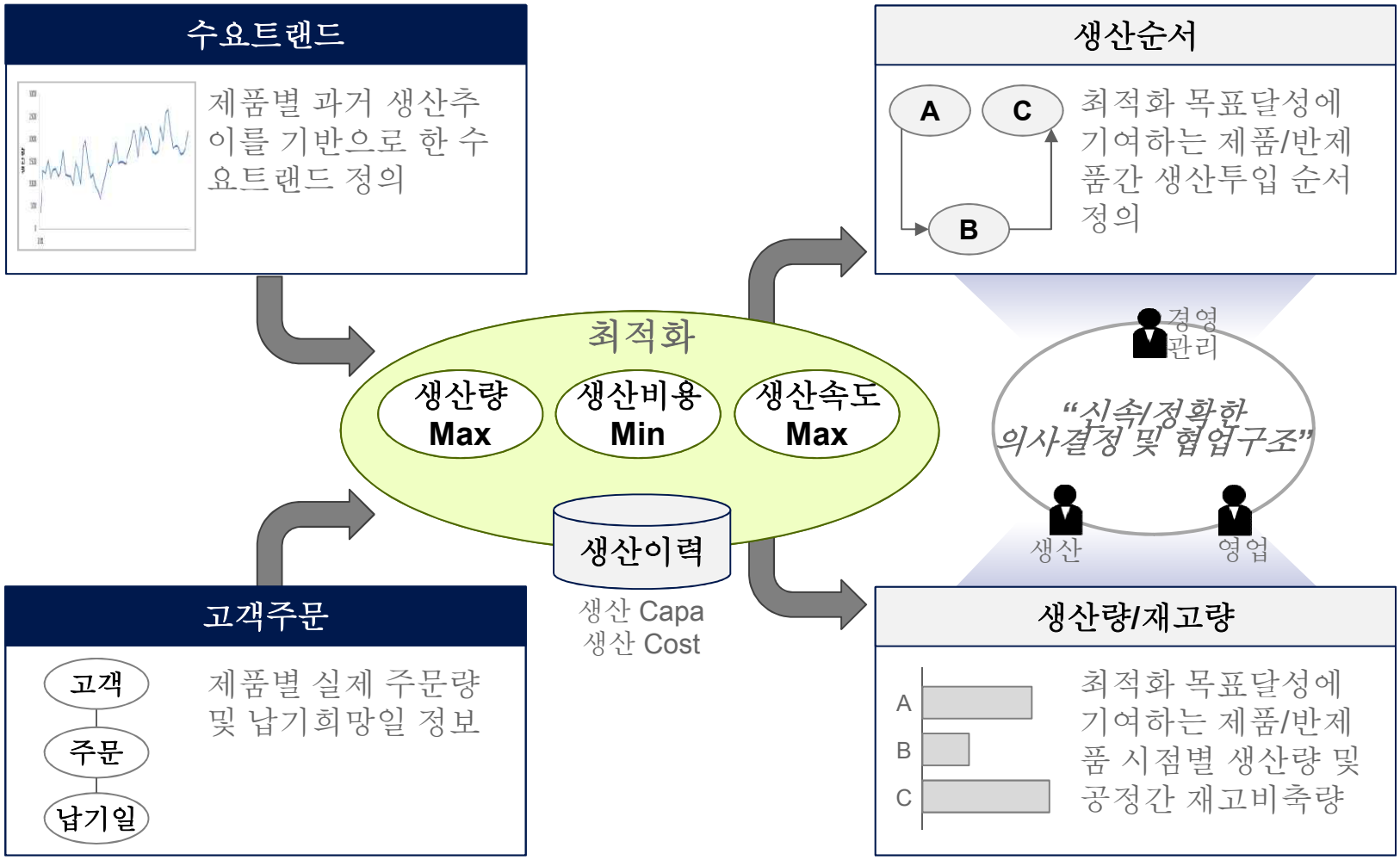
미디어 세그멘테이션



최적 마케팅집행 제안

주요 애널리틱스 성공사례 – 생산

주어진 캐퍼에서 정해진 생산을 수행하는 제조업의 경우에는 애널리틱스를 통해 큰 생산성 개선을 기대할 수 있습니다.

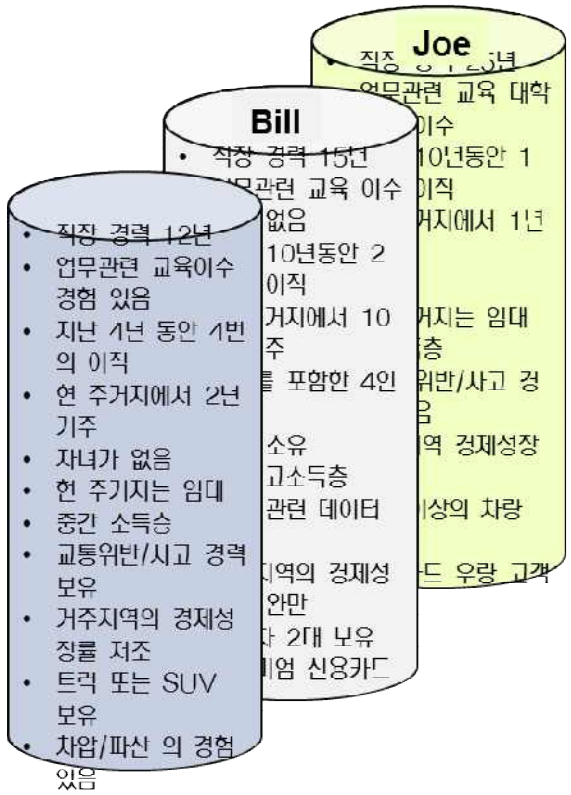


주요 애널리틱스 성공사례 – 인력관리

직원들의 프로파일을 통해 선발/배치/관리를 진행하는 것은 다수의 인력 역량에 의존하는 산업에서의 기여를 기대할 수 있습니다.

Workforce Analytics

활용 데이터



애널리틱스

취업후보자에 대해 얻은 Insight

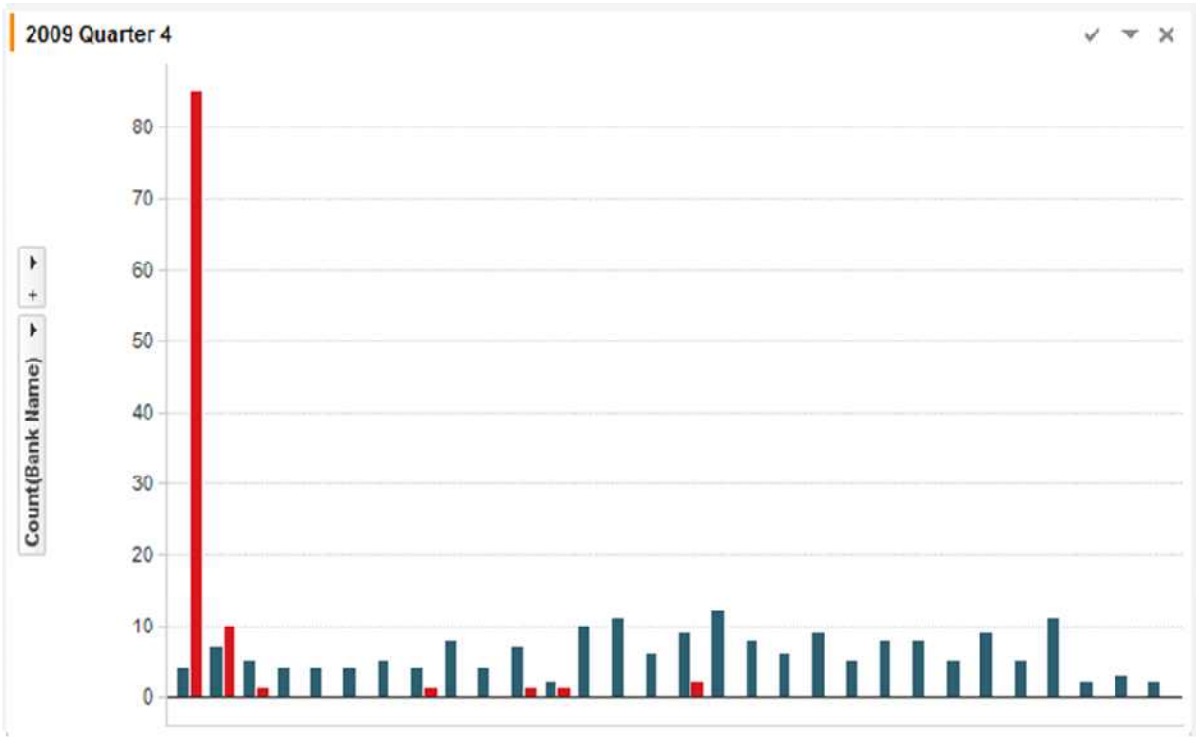
	예측 결과	3가지 주요지표	의사결정
Fred	• 후보자 평균 대비 60% 수준의 업무성과 예상 • 채용시 예상 근무기간은 3년 이상	• 직장 경력이 적합하지 않음 • 부양가족 없음 • 재정/자산 관리 상태 불량	• 채용 대상자로 부적격 (3등급)
Bill	• 후보자 평균 대비 160% 수준의 우수한 성과 예상 • 채용시 예상 근무기간은 3년 이상	• 최적의 직장 경력 보유 • 부양 가족 있음 • 재정/자산 관리 상태 양호	• 적극적인 채용협상 대상자 (1등급)
Joe	• 후보자 평균 대비 130% 수준의 우수한 성과 예상 • 조기 퇴사 위험	• 직장 경력이 적합하지 않음 • 부양가족 없음 • 재정/자산 관리 상태 매우 양호	• 2순위 채용대상 후보자 (2등급)

주요 애널리틱스 성공사례 – 리스크

세그멘테이션의 다양한 기법들은 고객/기업 리스크를 정교하게 측정하고, 이를 이용하여 금리, 한도, 계약 등에 활용되고 있습니다.

미 재무부가 수행한 은행 부도예측 모형

- **목적:**
  은행 파산 위험을 예측하는 조기경보 시스템을 구축하여 파산 발생전 규제기관에게 파산 방지 중재 기회 제공
- **활용 데이터:**
  7,800개 은행의 분기별 데이터
- **모델:**
  2,700개의 내/외부 변수를 활용하여, 2009년 한 해의 파산 가능성 예측
- **결과:**
  기존 지표 대비, 보다 많은 파산 위험 은행을 선별하였으며, 이로 인해 조기경보 시스템의 정확성 제고됨



P&G의 Business Sphere

© 2010 Deloitte LLP