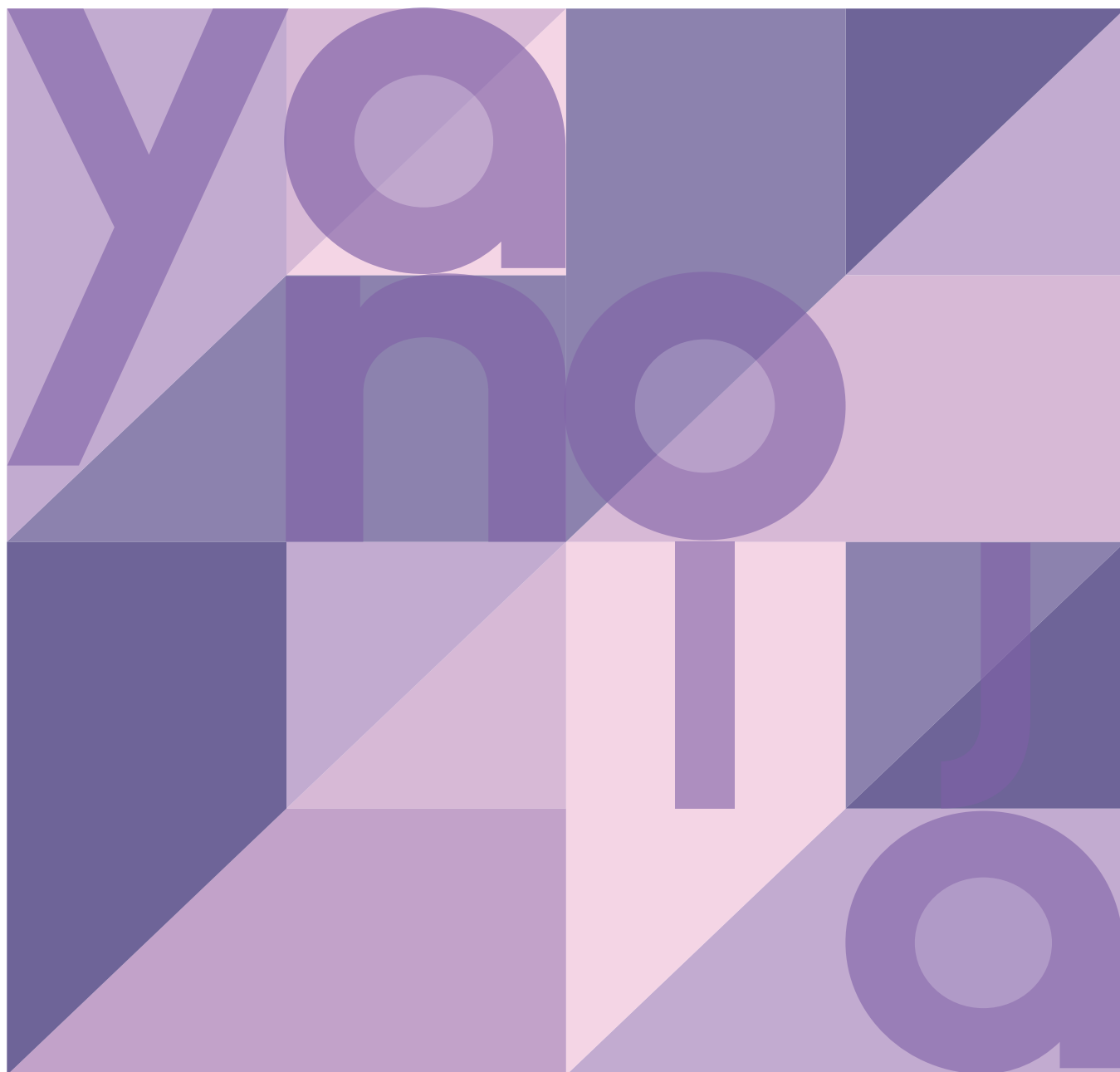


YANOLJA RESEARCH REPORT

# 호텔 객실 가격 결정을 위한 Revenue Management 연구



## [ 연구진 ]

- 박명주(PM)      경희대학교 산업경영공학과 교수  
                         pmj0684@khu.ac.kr
  
- 최유경            야놀자리서치 선임연구원
  
- 방도형            미국 퍼듀대학교 호텔관광대학 박사과정  
                         미국 퍼듀대학교 CHRIBA 연구소 연구원
  
- 장수청            미국 퍼듀대학교 호텔관광대학 교수  
                         야놀자리서치 원장
  
- 최규완            경희대학교 호텔관광대학/스마트관광원 교수  
                         경희대학교 H&T 애널리틱스센터장

## [ 목 차 ]

<b>I . RM 이란?</b> .....	<b>1</b>
1. RM의 개념 .....	2
가. RM의 등장 .....	2
나. RM의 정의 .....	3
2. RM의 중요성 .....	4
3. RM의 구성요소 .....	7
가. 수요 예측 .....	7
나. Price-based RM .....	8
다. Capacity-based RM .....	10
<b>II . Price-based RM</b> .....	<b>12</b>
1. 왜 Price-based RM에 주목해야 하는가? .....	13
2. 전략적 관점의 Price-based RM .....	14
가. Occupancy-based pricing .....	14
나. Sales-based pricing .....	15
다. Competitor-based pricing .....	15
라. Customer-based pricing .....	16
3. 과학적 관점의 Price-based RM .....	16
가. 최적화 기반의 전통적인 Price-based RM 연구 .....	16
나. Price-based RM과 관련한 연구 동향 .....	20
4. 객실가격 결정 요인 .....	26
5. 성과지표 .....	28
가. Price-based RM 모형지향적 지표 .....	28
나. Price-based RM 경영지향적 지표 .....	33
다. 벤치마크 지표 .....	34
라. 성과지표 소결론 .....	35

<b>III. Price-based RM 활용 현황</b> .....	<b>36</b>
1. 호텔산업에서의 Price-based RM 활용 현황 .....	37
가. 자체 RMS 개발 .....	37
나. 외부 RMS 활용 .....	38
다. 휴리스틱 기반 객실 가격 설정 .....	39
2. RMS 현황 .....	40
3. 기타 서비스 현황 .....	42
<b>IV. Price-based RM 제안 및 전망</b> .....	<b>51</b>
1. 호텔 수준별 최적 Price-based RM 제안 .....	51
2. Price-based RM 전망 .....	54
<b>[부록] RMS 주요 Player 및 기능</b> .....	<b>57</b>
<b>[참고문헌]</b> .....	<b>59</b>

Disclaimer: 본 보고서는 개별 사안에 대한 조언을 제공하거나, 야놀자의 입장이나 사업전략을 반영하지 않으며, 일반적인 정보를 제공할 목적으로 작성되었습니다. 야놀자리서치의 사전 동의 없이 본 보고서의 전체 또는 일부를 무단 배포, 인용, 발간, 복제하는 것은 금지되며, 동의 없이 본 보고서를 활용하는 과정에서 발생한 손해에 대해서 야놀자리서치는 어떠한 법적 책임도 지지 않습니다.

## [ 표 목차 ]

<표 1> 연도별 Keywords 분석 결과	21
<표 2> 연도별 차별어 분석 결과	23
<표 3> Price-based RM과 관련한 연구 동향	25
<표 4> 객실가격 결정요인	26
<표 5> RMS의 기본기능과 고급기능	42
<표 6> 유형별 Price-based RM 전략	53

## [ 그림 목차 ]

<그림 1> 고정비와 변동비 비중에 따른 이윤 극대화 실현 방법 .....	5
<그림 2> 단일 가격 vs. 복수 가격 .....	10
<그림 3> 미국 물가상승률(%)과 호텔 가격상승률(%) 간 관계 (2009 - 2019년) .....	13
<그림 4> 전략적 가격결정법 구분 .....	14
<그림 5> 키워드 워드 클라우드 (2013-2023년) .....	20
<그림 6> 자체 RMS 기반 객실 가격 설정 과정 .....	38
<그림 7> 외부 RMS 기반 객실 가격 설정 과정 .....	39
<그림 8> 휴리스틱 기반 객실 가격 설정 과정 .....	39

# 연구 요약

## I. RM 이란?

- **(RM의 개념)** RM은 적절한 제품을 적절한 고객에게 적절한 시간에 적절한 유통채널을 통해 적절한 가격으로 판매하는 것을 의미
  - Capacity가 정해져 있고, 시간에 따라 소멸된다는 특성을 지닌 산업에 효과적
- **(RM의 중요성)** 고정비 비중이 높고 변동비 비중이 낮은 호텔산업의 특성상 비용관리보다 수익관리를 통한 이윤 극대화를 실현하는 것이 중요
- **(RM의 구성요소)** RM은 수요 예측, Price-based RM, Capacity-based RM으로 구성되어 있으며, 세 구성 요소가 유기적으로 이뤄져야 수익극대화를 실현할 수 있음

## II. Price-based RM

- **(Price-based RM의 중요성)** 호텔 객실 가격은 외부 환경에 큰 영향을 받는 특징이 있으며, 이에 따라 수익실현의 기회가 있을 때 탄력적으로 대응함으로써 수익을 극대화할 필요가 있음
- **(Price-based RM의 분류)** 가격결정 방법은 전략적 우선순위에 따라 구분할 수 있음
  - 경영목표 기반 가격결정: Occupancy-based pricing, Sales-based pricing
  - 시장지위 기반 가격결정: Competitor-based pricing, Customer-based pricing
- **(과학적 관점의 Price-based RM)** 전통적으로 Pricing Model은 최적화 기반 방법을 기반으로 발전해왔으나, 최근 AI 기술의 발전으로 딥러닝/강화학습 기반 Pricing Model 연구가 진행
  - 최적해를 구하는 Pricing Model은 설명이 용이하나, 현실 적용에 한계
    - 호텔 산업의 구조를 모델에 반영하기에는 모델이 복잡해질 수 있으며, 가정 상황에

따라 구조가 달라지면서 현실에 적용하기 어려울 수 있음

- 딥러닝/강화학습 기반 Pricing Model은 높은 예측 성능을 보이지만, 모형 성능평가가 어려움
- **(객실가격 결정 요인)** 객실 가격은 호텔 환경 내외부적으로 다양한 변수의 영향을 복합적으로 받으며, 변수의 영향은 호텔 특성 및 호텔이 위치한 국가 혹은 지역에 따라 상이
- **(성과지표)** Pricing Model 성과를 평가하기 위한 지표로 모형지향적 지표, 경영지향적 지표, 벤치마크 지표가 있음
  - 모형지향적 지표는 모형을 통해 결정된 가격의 정확성을 평가
    - 가격 하락 재현율 (PDR), 가격 하락 정확도 (PDP), 가격 상승 재현율 (PIR) 가격 상승 정확도 (PIP), Booking Regret (BR)
  - 경영지향적 지표는 호텔객실영업지표를 통해 RM의 결과를 평가
    - ADR, OCC, RevPAR, TrevPAR, GOPPAR, RevPOR, NetRevPAR
  - 벤치마크 지표는 자사 호텔의 RM 성과와 시장 내 호텔의 RM 성과를 비교 및 평가
    - ‘호텔업운영현황’ 조사 결과와 비교, STAR Report 지표 활용 (MPI, ARI, RGI)

### III. Price-based RM 활용 현황

- **(호텔산업에서의 Price-based RM 활용 현황)** 호텔 산업에서는 불확실한 수요와 시장 다변화에 대응하기 위해 RM의 도입이 활발해지는 추세
  - 글로벌 체인 호텔에서는 자체 RMS를 개발하여 Pricing에 활용하고 있으며, 자체 RMS가 없는 호텔에서는 외부 RMS를 도입하여 활용하고 있음
  - RMS를 활용할지라도 최종 가격은 RMS에서 제시된 가격이 아닌, 가격 결정자에 의해 조정이 이루어짐
  - 고가의 RMS를 도입하기 부담스러운 소형 property 혹은 개인이 운영하는



property는 대부분 업주의 노하우와 경험에 의존하여 가격을 결정

□ **(RMS 현황)** 효율적인 의사결정을 위한 RMS가 다양하게 등장

- 다양한 RMS가 등장함에 따라 시장이 확대
- 일반적으로 가격 최적화, 마켓 인텔리전스와 예측, 대시보드와 리포팅, 시스템 통합 기능을 제공

#### IV. Price-based RM 제안 및 전망

□ **(호텔 수준별 최적 Price-based RM 제안)** 호텔에서 활용할 수 있는 데이터와 RMS 서비스 이용여부에 따라 6개의 유형으로 분류

- 기본형: 과거의 거래 데이터만을 활용하는 유형으로, 모텔 및 소형 숙박업소에 적합
- 빅데이터 활용형: 거래 데이터와 소셜 미디어 등 온라인 상의 데이터를 함께 활용하는 유형으로, 소형 숙박업소에 적합하나 데이터 수집이 가능한 인력이 필요
- 경쟁자 정보 기반형: 거래 데이터와 경쟁사 데이터를 함께 활용하는 유형으로, 소형 숙박업소에 적합하나 데이터 수집이 가능한 인력이 필요
- RMS 기본형: 경쟁자 정보 기반형과 유사하나, RMS를 통해 기본적인 기능을 제공받을 수 있는 중형 숙박업소에 적합
- RMS 심화형: RMS를 통해 공공 데이터 및 상권 정보 데이터를 제공받을 수 있는 중대형 숙박업소에 적합
- RMS 고급형: 빅데이터를 결합한 Dynamic pricing 서비스를 제공하는 RMS를 활용할 수 있는 대형 규모 호텔에 적합

□ **(Price-based RM 전망)** 생성형 AI의 발전은 RM 산업에도 큰 영향을 미치며 새로운 형태로 발전해 나갈 것임

---

## I. RM이란?

---

## 1. RM의 개념

### 가. RM의 등장

Hospitality 산업에서 널리 활용되고 있는 RM은 항공산업에서 수익성을 높이기 위한 전략으로 발전되기 시작

- RM은 1978년 미국 항공산업에서 항공규제완화 정책(Airline Deregulation Act)의 실시로 본격적으로 도입되기 시작
  - 규제완화 이전에는 항공요금과 노선이 정부에 의해 통제되었고, 항공사들은 경쟁보다는 서비스 품질을 개선하는 데 집중
  - 규제가 완화된 후 항공 산업에는 자유 경쟁이 도입되었고, 항공사들은 자유롭게 가격을 설정하고 노선을 개발할 수 있게 됨
  - 경쟁이 치열해짐에 따라 평균 운임보다 크게 저렴한 운임의 항공권을 판매하는 저가 항공사가 급속히 성장
    - People Express Airline은 서비스를 제한하는 대신 파격적인 운임가격을 통해 초기 많은 고객들을 유치하였고, 기존 항공사들의 이익을 위협하는 존재로 급부상
  - 수익성 악화에 대응하기 위해 북미 지역의 항공사에서는 수익관리시스템(Revenue Management System, RMS)과 RM 기법을 적극적으로 적용하기 시작
- 이후 호텔, 레스토랑, 카지노, 렌터카, 골프 등 Hospitality 산업 전반적으로 RM이 널리 적용 및 발전

### 기술의 발전에 따라 RM 발전이 가속화

- RMS의 등장과 축적된 데이터 기반을 활용한 RM 기법의 발달
  - American Airline에서 1960년대 IBM과 협력하여 세계 최초 컴퓨터 예약 시스템인 Sabre를 개발하였으며, 이를 통해 수작업으로 진행하던 단순 업무들을 자동화로 전환
  - 이후 American Airline은 1980년대 업계 최초로 항공사용 RMS를 출시하였으며,

시스템에 축적된 데이터를 기반으로 수요 예측 및 예측된 수요를 기반으로 한 가격 책정 전략을 도입

□ 온라인 예약시스템 발달에 따른 데이터 다양화

- 온라인 여행사(OTA)와 같은 다양한 판매 채널이 등장하면서 고객은 언제 어디서나 실시간으로 상품 가격을 비교할 수 있게 되었고, 판매자는 고객의 예약 과정에서 발생하는 다양한 데이터를 수집할 수 있게 됨

□ 4차 산업혁명 핵심 기술의 발전과 RM의 고도화

- IoT(사물인터넷), 클라우드 컴퓨팅은 대량의 데이터의 수집을 용이하게 하며, 머신러닝, 딥러닝과 같은 인공지능(AI)의 발전은 빠르고 효율적인 의사결정을 가능케 함
- Hospitality 산업 또한, 빅데이터와 AI를 통해 시장 변화를 실시간으로 파악할 수 있으며, 이를 통해 더욱 정밀하고 효과적인 전략을 실행할 수 있게 됨

### 수요 불확실성 증가에 따라 RM의 중요성 증대

□ 산업 생태계가 복잡해지고 소비자의 니즈가 다변화됨에 따라 기업들의 수요 예측이 어려워짐

- 에어비앤비와 같은 공유 숙박 플랫폼의 등장은 숙박 산업 내 경쟁을 심화시킴
- 개인화된 서비스와 특별한 경험에 관한 소비자의 니즈가 확대

□ 간단한 예측 기법과 전략으로는 수익성을 유지하기 어려운 환경이며, 경쟁 우위를 유지하고 지속 가능한 성장을 추구하는 데 RM은 필수적

- 직관이나 경험에 의한 의사결정이 아닌 데이터 기반 의사결정을 통해 수익을 극대화할 수 있는 전략들이 중요해짐

### 나. RM의 정의

□ RM은 적절한 제품을 적절한 고객에게 적절한 시간에 적절한 유통채널을 통해 적절한 가격으로 판매하는 것으로 정의

- 적절한 제품: 고객의 니즈를 충족시킬 수 있고, 판매자에게 수익을 발생시키는 제품
  - 적절한 고객: 판매자가 설정한 타겟 세그먼트
  - 적절한 시간: 적절한 고객에게 상품을 노출시키고 구매로 전환시킬 수 있는 시간
  - 적절한 유통채널: 적절한 고객에게 효율적으로 판매할 수 있는 채널
    - 채널별로 접근할 수 있는 고객군에 차이가 있기 때문에 주요 고객군이 이용하는 채널을 파악하는 것이 중요
    - 채널에 지불해야 하는 수수료가 채널별로 상이하므로, 비용을 줄이면서 많은 고객에게 판매할 수 있는 채널을 선정해야 함
  - 적절한 가격: 판매자 입장에서 판매할 수 있는 가장 낮은 가격과 고객이 지불할 수 있는 가장 높은 가격 사이에 존재하면서, 현재 제공되는 가격보다는 낮은 가격
    - 판매자의 입장에서는 판매되지 않을 것 같은 상품을 최소비용이 보장된 가격 이상으로 판매함으로써 수익을 증가시킬 수 있음
    - 고객의 입장에서는 비교적 저렴한 가격으로 구매하면서 효용을 높일 수 있음
- RM의 목표는 수익을 극대화하는 것이나 고객의 가치를 극대화하고, 시장에서의 경쟁 우위를 확보하는 데 중요한 역할을 한다는 점에서 경영 전략의 핵심 요소라 할 수 있음

## 2. RM의 중요성

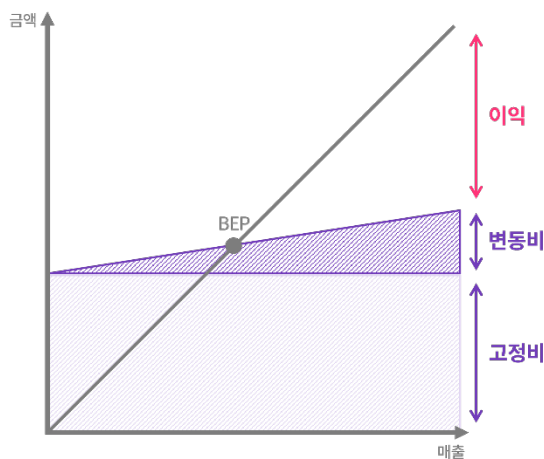
- 높은 고정비용, 낮은 변동비용
- 기업의 궁극적인 목표인 이윤 극대화(Profit Maximization)를 달성하기 위해서는 수익 극대화(Revenue Maximization) 또는 비용 최소화(Cost Minimization)를 실현하는 것이 중요
  - 호텔산업의 특성 상 수요와 무관하게 고정자산의 관리를 위해 지불되는 비용과 인건비 비중은 매우 높은 반면, 호텔에서 객실을 추가로 판매할 때 발생하는

하우스키핑, 어메니티 비용과 같은 변동비는 작음

- 호텔은 대표적으로 브랜드 자산관리가 중요한 산업이므로 고정비를 줄이는 것에는 한계가 있음
  - 변동비 비중이 작기 때문에 원가 및 비용관리를 통해 이윤을 극대화시키는 것 역시 한계가 존재
  - 반대로, 고정비용의 비중이 상대적으로 높기 때문에 영업활동을 통해 매출을 늘리더라도 영업활동에 따라 추가 지출되는 변동비 비중은 작은 편
- 따라서 비용 최소화 보다는 수익 극대화를 통해 이윤을 극대화하는 것이 효과적

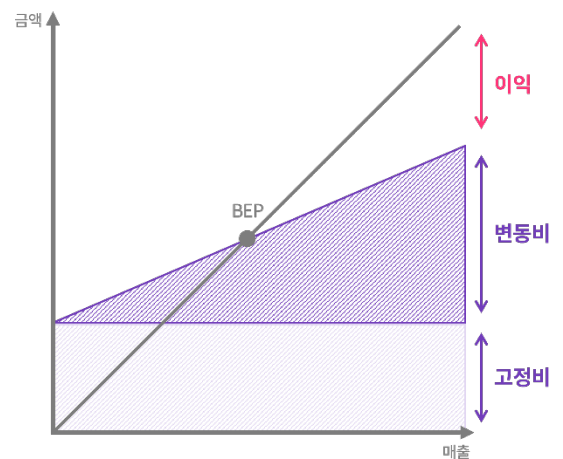
<그림 1> 고정비와 변동비 비중에 따른 이윤 극대화 실현 방법

1) 고정비 > 변동비



수익 극대화를 통해 이윤을 극대화하는 것이 효과적

2) 고정비 < 변동비



비용 최소화를 통해 이윤을 극대화하는 것이 효과적

□ 제한된 용량(Limited capacity)

- 호텔의 객실 수, 항공기의 좌석 수, 레스토랑의 좌석 수와 같이 자원이 제한됨을 의미
- 일반적인 소비재는 수요가 증가하면 그에 따라 추가로 생산하는 것이 용이한 반면, RM이 적용되는 산업에서는 물리적 확장의 한계가 존재
- 한 번 건설된 호텔에서는 물리적으로 객실 수를 늘리는 것이 어렵고, 새로운 property를 건설하는 데에는 막대한 비용과 시간이 소요

- 제한된 자원 下 최대한의 수익을 창출할 수 있는 효율적인 전략이 필요

□ 수요의 예측 가능성

- 호텔의 수요는 내구재/소비재 등과 달리 상대적으로 주중/주말, 성수기/비수기 등의 시간적 요인에 따라 뚜렷한 변화를 보임
  - 일반적으로 주말이나 공휴일에는 개인 여행객의 수요가 증가하며, 주중에는 비즈니스 목적의 여행객 수요가 높음
  - 여름 휴가철, 명절 기간 등 성수기에 해당하는 기간과 그렇지 않은 비수기의 객실 점유율(Occupancy Rate)에 큰 차이를 보임
- 호텔의 과거 데이터와 시장 동향 등 다양한 정보를 분석하여 미래 수요를 예측하는 것이 가능해짐

□ 소멸가능성(Perishability)

- 호텔산업의 판매 단위는 물리적 공간이 아니라, 물리적 공간을 이용할 수 있는 “시간”임
  - 호텔 객실을 1박을 기준으로 판매하는 것처럼 객실 자체가 아닌 시간이 지니고 있는 단위(분, 시간, 일 등) 그대로 가치를 부여해 판매하는 것임
- 특정 시간이 지나면 해당 재화에 대한 가치는 완전히 소멸
  - 호텔 객실은 하루가 지나면 해당 날짜의 객실을 판매할 수 있는 기회가 소멸되며, 이를 다음 기회로 재고화하여 판매할 수 없음
- 재화의 가치가 소멸되기 전 가능한 수요에 탄력적으로 대응하여 판매하는 것이 중요

### 3. RM의 구성요소

RM은 수익을 이루는 가격과 용량, 이에 대한 근거인 수요를 예측하는 것이 핵심

#### 가. 수요 예측

- 수요 예측은 데이터 분석, 시장 동향 파악, 경쟁사 분석을 통해 시장 수요의 변화를 예측하는 활동
- 수요 예측 기법
  - 시계열 모형
    - 과거의 데이터로부터 추세나 경향 등 시간에 따른 변화를 파악하여 미래 수요를 예측하는 방법
    - 자료의 계절성 또는 추세가 뚜렷한 경우, 비교적 적은 수의 데이터로도 높은 성능을 보일 수 있음
    - ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average) 모형과 이 모형에서 파생된 시계열 모형을 활용하여 예측할 수 있음
  - 계량경제 모형
    - 설명 변수가 종속 변수인 미래 수요에 미치는 영향을 정량화하는 기법으로, 특정 변화가 수요에 미치는 직접적인 영향을 확인하는 데 유용
    - 대표적으로 ADLM(autoregressive distributed lag mode)<sup>1</sup>, VAR(vector autoregression))<sup>2</sup> 모형을 활용할 수 있음
  - 머신러닝/딥러닝
    - 대량의 데이터에서 복잡한 패턴을 학습하여 미래 수요를 예측하는 기법
    - 머신러닝/딥러닝의 경우, 데이터의 특성과 구조를 자동으로 학습하기 때문에 변수간 관계를 가정할 필요가 없음

<sup>1</sup> 과거의 종속 변수 값과 현재 및 과거의 하나 이상의 독립 변수 값 사이의 관계를 모델링하는 기법

<sup>2</sup> 여러 시계열 변수들이 서로에게 어떻게 영향을 주고받는지 분석하기 위해 사용되는 다변량 시계열 모델링 기법



- 대표적인 머신러닝 기법으로는 랜덤 포레스트<sup>3</sup>, 그래디언트 부스팅(Gradient Boosting)<sup>4</sup> 등이 있으며, 딥러닝에서는 순환 신경망(RNN)<sup>5</sup>, 장단기 기억(Long Short-Term Memory, LSTM)<sup>6</sup> 신경망을 예측에 활용할 수 있음
- 정성적 기법(Qualitative method)
  - 데이터가 많이 존재하지 않거나 과거 데이터로 미래를 예측하는 것이 적합하지 않을 때 사용할 수 있는 기법
  - 대표적으로 델파이법(Delphi technique)<sup>7</sup>, 시장조사법<sup>8</sup>, 자료 유추법<sup>9</sup>, 경험 기반 유추법(Heuristic method)<sup>10</sup>이 있음

## 나. Price-based RM

- Price-based RM은 예측된 수요에 기반하여 최적 가격을 설정하는 기법
- 동일한 객실과 서비스를 제공함에도 불구하고, 고객마다 가격 탄력성(Price elasticity)과 지불의향(Willingness-to-pay)이 상이
  - 가격탄력성은 가격의 변화가 수요에 미치는 영향을 의미하며, 특정 고객군은 가격의 변화에 민감하게 반응할 수 있는 반면, 다른 고객군은 덜 민감할 수 있음
  - 지불의향은 소비자가 어떤 상품이나 서비스에 대해 지불할 의향이 있는 최고 가격을 의미
  - 비즈니스 고객의 경우, 업무로 인해 특정 일자와 장소에 목을 필요가 있어 가격에 덜 민감할 수 있으며, 예산의 제한이 있는 고객의 경우, 경비를 절약하기 위해

---

<sup>3</sup> 다수의 결정 트리를 결합하여 분류, 회귀 및 기타 작업을 수행하는 앙상블 머신러닝 방법

<sup>4</sup> 약한 학습 모델을 결합하여 강한 학습 모델을 만드는 머신러닝 방법

<sup>5</sup> 순환적인 특징을 가지는 인공신경망으로, 시간에 걸쳐 정보를 유지하고 전달하는 능력을 가짐

<sup>6</sup> RNN의 한 형태, 장기 의존성 문제를 해결하기 위해 고안된 구조를 갖춘 인공 신경망으로, 정보를 오랫동안 기억하는 것이 가능하며 긴 시퀀스 데이터를 처리하는 데 유용

<sup>7</sup> 전문가들의 판단과 의견을 종합하여 문제해결 및 미래 예측 결과를 도출하는 기법

<sup>8</sup> 설문조사를 통해 시장의 상황과 소비자들의 행동을 파악하는 기법

<sup>9</sup> 기존 데이터가 없을 경우, 신제품과 유사한 기존제품의 데이터를 참고하여 수요를 예측하는 기법

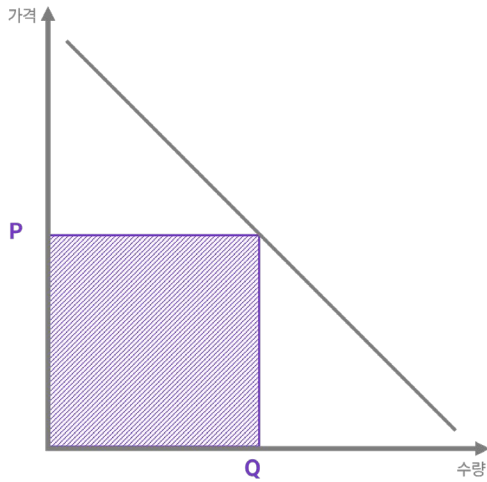
<sup>10</sup> 의사결정자의 경험과 노하우 기반 하에 수요를 예측하는 방법

낮은 가격의 상품을 예약할 가능성이 높음

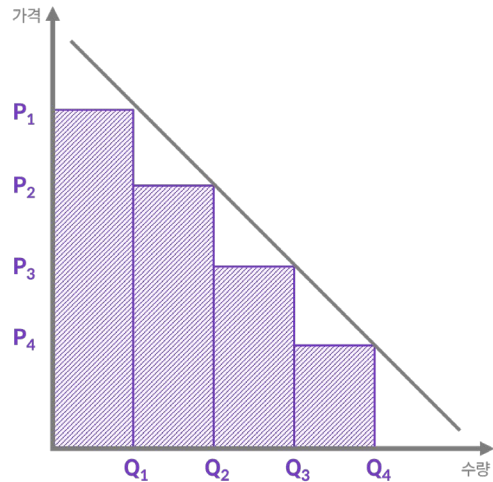
- 고객들의 특성을 반영하여 고객마다 동일한 객실에 대해 가격을 적절히 설정할 경우 매출 증대 효과가 발생할 수 있음
  - 동일한 객실에 단일 가격을 부과하는 경우
    - 객실에 P이라는 동일한 가격을 부과했을 경우, 수요 곡선에 따라 판매 객실은 Q이 되고, 총 객실 수익은 PQ
    - P라는 가격은 일부 고객에게 너무 높은 가격으로 다가와 해당 객실을 예약하지 않게 되고, 호텔의 입장에서는 판매되지 않은 객실로 인한 손실을 겪게 됨
    - P라는 가격보다 더 높은 가격을 지불할 의향이 있는 고객들은 P라는 낮은 가격으로 객실을 이용할 수 있지만, 호텔의 입장에서는 추가적인 수익을 얻을 수 있는 기회를 잃게 됨
  - 동일한 객실에 복수 가격을 설정하는 경우
    - 동일한 객실에 세그먼트 별로 P1, P2, P3, P4라는 가격을 부과했을 경우, 수요 곡선에 따라 판매 객실은 Q1, Q2, Q3, Q4가 되고, 총 객실 수익은  $P1Q1 + P2(Q2 - Q1) + P3(Q3 - Q2) + P4(Q4 - Q3)$
    - 복수 가격을 설정할 경우 단일 가격을 부과했을 때보다 추가적인 수익을 낼 수 있음
    - 단, 높은 가격의 지불의향을 가진 고객이 낮은 가격으로 이전하려는 가격 전이 현상을 방지하기 위해 호텔은 취소, 변경 및 결제 조건 등과 같은 제약을 추가할 수 있음

<그림 2> 단일 가격 vs. 복수 가격

1) 단일 가격



2) 복수 가격



다. Capacity-based RM

- Capacity-based RM은 호텔의 객실과 부대시설과 같은 물리적 공간 뿐만 아니라 인적자원 등의 자원을 효율적으로 관리하고 할당하는 기법
- 호텔 객실이 고정되어 있고, 시간이 지남에 따라 상품의 가치가 소멸하기에 호텔 산업에서는 용량 관리가 더욱 중요함
- 오버부킹(Overbooking)
  - 오버부킹은 실제 사용 가능한 용량보다 더 많은 예약을 받는 것을 의미
  - 노쇼(No-show)나 마지막 순간의 취소로 인해 발생할 수 있는 수익 손실을 최소화하는 데 기여할 수 있음
  - 적절한 오버부킹은 수익을 최대로 확보할 수 있다는 점에서 이점이 있지만, 과도한 오버부킹으로 고객이 서비스를 제공받지 못했을 경우, 고객의 불만과 추가적인 비용이 발생하는 등 리스크가 존재
  - 효과적으로 오버부킹을 수행하기 위해서는 과거 노쇼율과 취소율 등 면밀한 데이터 분석이 필요

### □ 인력스케줄링

- 필요한 인력을 적절히 배치하고 일정을 관리하는 프로세스를 의미
- 예측된 수요에 근거하여 필요 인력을 적절하게 배치함으로써 고객 서비스 품질을 유지할 수 있음
- 불필요한 인력 낭비를 줄임으로써 비용을 절감할 수 있음
- 공정하게 직원들의 근무 시간을 분배함으로써 직원 만족도와 생산성 관리 측면에서도 필요한 전략임

### □ Service duration control

- 고객이 상품 혹은 서비스를 구매하는 것은 물리적 공간과 머무는 시간 동안 직원에게 제공받는 서비스를 구매하는 것을 의미
  - 레스토랑에서 지불하는 비용은 단순한 식사를 넘어 고객이 머무는 공간(=테이블)과 직원의 서비스를 모두 포함한 것임
- 판매자의 입장에서는 주어진 용량 내에서 가능한 많은 고객들을 수용하는 것이 수익성을 높이는 방안이나, 고객에게 서두르는 인상을 줄 경우 이는 고객 만족도에 부정적인 영향을 줄 수 있음
- 따라서 고객 경험과 기업의 운영 효율성 사이에서 적절한 균형을 맞추는 것이 중요하며, 이를 통해 서비스의 질을 유지하면서 용량을 최적으로 활용할 수 있음

---

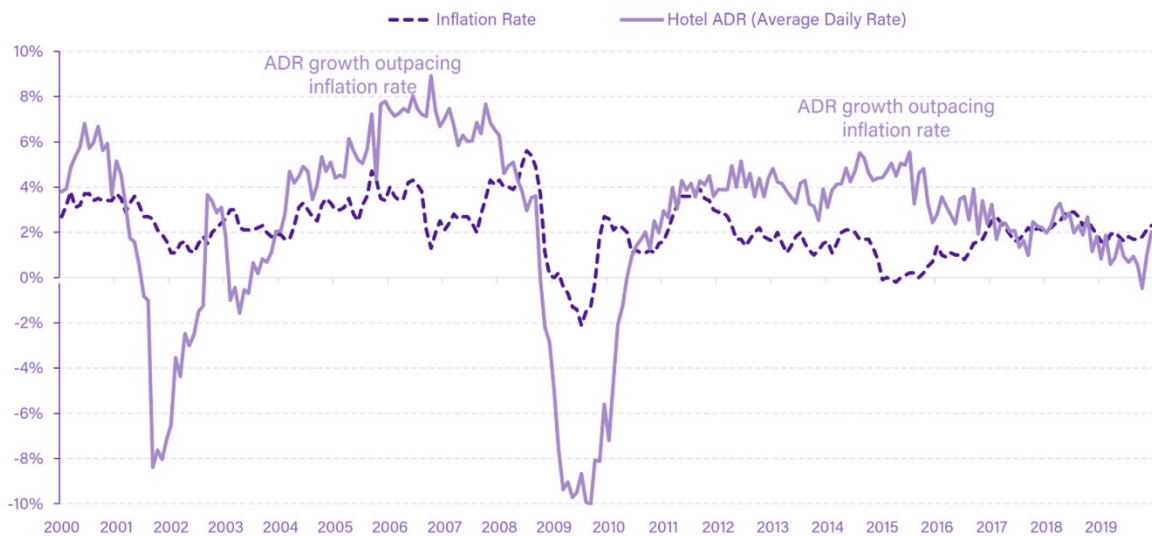
## II. Price-based RM

---

## 1. 왜 Price-based RM에 주목해야 하는가?

- 호텔산업의 서비스 가격은 타 산업과 달리, 국내외 경제 상황 및 국제 정세에 큰 영향을 받음. 특히, 물가상승률 변동폭 대비 큰 폭으로 변동하는 호텔가격은 시장 상황 변화에 더욱 민감하게 반응한다는 점을 알 수 있음
- <그림 3>과 같이, 2001년 직후 및 2008년 글로벌 경제위기 등의 상황에 호텔 가격은 물가상승률이 감소한 수준보다 눈에 띄게 큰 폭으로 하락했으며, 일반적인 상황에서도 물가상승률보다 높은 수준으로 변동함을 알 수 있음

<그림 3> 미국 물가상승률(%)과 호텔 가격상승률(%) 간 관계 (2009 - 2019년)



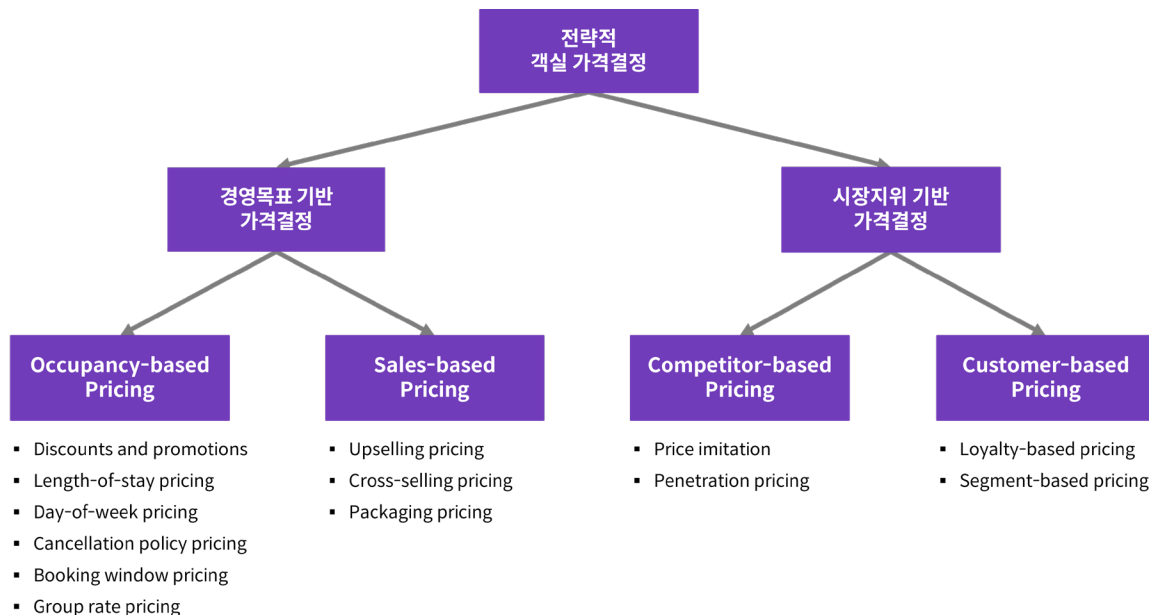
출처: Skift (2024)

- 경기 침체기에는 외부요인에 의해 서비스 가격을 낮출 수 밖에 없으므로 경기가 성장하는 기간에는 상대적으로 더 탄력적으로 대응하여 수익을 극대화할 필요가 있음
- 즉, 호텔가격은 중장기적인 관점에서 예상되는 외부 환경요소의 변화 등을 고려해 수익실현의 기회가 있을 때, 수익 최적화를 달성해 생존가능성을 높이기 위한 호텔 산업의 주요 경영수단임

## 2. 전략적 관점의 Price-based RM 유형

- 호텔 가격은 기본적으로 과거로부터 관측된 가격 및 수요의 패턴에 따라 결정되나, 호텔 가격결정이 호텔의 전체 성과를 좌우하는 매우 중요한 전략적 의사결정이므로 전략적 우선순위에 따라 결정방법이 달라짐.
- 일반적으로 경영목표의 극대화를 우선시할 것인지, 시장에서의 지위 확보 및 유지를 우선시할 것인지에 따라 나뉘질 수 있음. 다만, 이러한 가격결정 방법이 상호배타적으로 적용되는 것이 아니라, 여러 가격결정법이 적절히 융합되어 적용되는 것이 일반적임.

<그림 4> 전략적 가격결정법 구분



### 가. Occupancy-based pricing

- **Discounts and promotions:** occupancy 확대를 위해 전략적으로 가격을 낮추되, 한시적인 프로모션임을 강조해 소비자의 예약을 유도하는 가격전략
- **Length-of-stay pricing:** 특정 시즌 또는 특정 기간에 occupancy rate가 상대적으로 저조할 경우, length-of-stay를 길게 할 경우 할인율을 높여 occupancy를 유도하는 가격전략. 가령, 크리스마스 다음날 예약율을 높이기 위해

크리스마스 이브부터 3일 연속 예약 시 높은 할인율을 제공함으로써 occupancy를 높일 수 있음

- **Day-of-week pricing:** Length-of-stay pricing과 유사하나, 더 구체적으로 특정 요일에 occupancy rate가 저조할 경우, 해당일 예약시 높은 할인율을 적용하는 가격전략. 예를 들어, 매주 일요일은 예약율이 저조한 이유로 다른 요일보다 상대적으로 저렴한 가격을 책정해 예약을 유도할 수 있음
- **Cancellation policy pricing:** 환불불가 상품을 상대적으로 낮은 가격에 제공함으로써 Occupancy rate를 조기에 확정하는 가격전략
- **Booking window pricing:** 체크인 일자로부터 수개월 전 할인된 가격에 예약을 받음으로써 Occupancy를 조기에 확보하기 위한 가격전략. 조기에 확보된 Occupancy를 확정하기 위해 할인된 상품에 대해 환불불가 정책을 추가할 수 있음
- **Group rate pricing:** 대량으로 단체 예약 시 할인된 가격을 제공함으로써 Occupancy를 빠르게 확보할 수 있는 가격전략. 일반적으로 B2B 거래에서 주로 발생하는 가격전략

#### 나. Sales-based pricing

- **Upselling pricing:** 호텔에서 제공하는 객실타입이 여러개인 경우, 예약한 객실에서 추가요금을 지불하면 객실 업그레이드를 제공함으로써 한계수익을 높이는 가격전략
- **Cross-selling pricing:** 호텔에서 제공하는 여러 부대시설 (ex. Spa or F&B)의 이용권을 추가 구매하도록 유도하여 한계수익을 높이는 가격전략
- **Packaging pricing:** 특정 이벤트 및 행사 패키지 상품을 할인된 가격에 제공함으로써 예약을 유도하는 가격전략

#### 다. Competitor-based pricing

- **Price imitation:** 동일 시장 내 경쟁자의 가격을 모방하는 가격전략
- **Penetration pricing:** 조기에 상대적으로 낮은 가격으로 예약을 유도함으로써 경쟁자 대비 높은 occupancy를 확보하고, 예약일이 가까워질수록 가격을 급격히



높임으로써 조기에 낮췄던 가격에 대한 손실 수익을 보전하는 가격전략

## 라. Customer-based pricing

- **Loyalty-based pricing:** 로열티 프로그램을 운영하여 충성 고객에게 더 경쟁력있는 가격을 제공함으로써 충성고객의 이탈을 방지하고, 재방문을 유도하는 가격전략
- **Segment-based pricing:** 고객군의 특성에 따라 차등화된 가격을 차등화된 채널을 통해 제공함으로써 세분시장 별 수요에 대응하는 가격전략

## 3. 과학적 관점의 Price-based RM

### 가. 최적화 기반의 전통적인 Price-based RM 연구

호텔의 환경에서 수익 극대화 달성을 위한 최적 가격을 구하는 연구들이 다수 진행되어 왔음

- 호텔 객실은 고정비용이 높고, 변동비용이 낮아 특정 일자에 최대한 많은 객실을 판매하는 것이 중요함
  - 최적 가격은 판매 가능한 객실 수와 판매 가능한 기간에 의해 결정됨
- Gallego and van Ryzin(1994)은 주어진 기간 내 정해진 재고를 판매하기 위한 optimal dynamic pricing 모델을 제시
  - 가장 간단한 모형에서는 시간에 따라 수요는 고정된다고 가정하고, 수요에 따른 수익함수(오목함수라 가정)를 미분하여 0이 되는 최적수요를 구한 후, 이를 가격함수에 대입하여 최적 가격 도출
- 이후 다양한 방면으로 변형 및 확장되어 연구됨
  - 다양한 시나리오에 기반한 최적의 가격 도출
    - 가격 설정에 제약이 있는 경우, 시간에 따라 수요가 변하는 경우, 상품 패키지, 고객 유형 등을 사전에 가정한 뒤 최적해 도출
  - 전략적 소비자 (strategic consumers)

- 전략적 소비자를 상품 혹은 서비스의 판매가격이 떨어질 것을 예상하고 바로 구매하지 않는 소비자로 정의하는데, 이러한 소비자의 성향으로, 특정 시점에서의 수요는 과거, 현재, 미래 판매가격에 영향을 받게 됨
- 게임이론을 활용한 다양한 연구들이 진행

### 최적해를 구하는 방법은 설명이 용이하다는 장점이 존재하나, 현실 적용이 어렵다는 한계점을 지님

- 최적화 기반 가격을 결정하는 방법은 타당성 확보 가능
- 모델이 복잡해지면 최적해를 구하는 것이 어렵거나, 강력한 가정이 추가되어 현실에 적용하기 어려울 수 있음
  - 산업 생태계가 복잡해지면서 현상을 설명하기 위해 고안된 이론적 모형 역시 복잡해질 수밖에 없는데, 모형의 복잡도가 높아지면 수리적으로 최적해를 구하는 것이 어려운 한계 존재
  - 최적해를 찾기 위해 모형의 조건을 완화하면 현실문제와 동떨어지는 현상이 발생하게 됨
  - 최적해보다 빠른 시간 내에 좋은 품질을 제공하는 간단한 휴리스틱 개발이 연구되었으나, 휴리스틱 개발은 문제의 가정 상황에 따라 그 구조가 달라진다는 단점이 있어 현실 문제에 일반적으로 적용하기 어려움
  - 전통적으로 모형을 가정하고 푸는 문제의 경우, 특정 확률분포 하에서 수요가 발생할 것이라는 가정을 하게 되는데, 실제 수요는 수많은 요인에 의해 결정되고, 그 패턴이 특정분포로 설명되지 않음
- 전통적으로 RM 연구에서 활용되어온 수리적 최적화 모형은 실제 산업에서 직면하고 있는 RM 의사결정 문제를 해결하는 데 한계가 있으며, 이는 학문적 관점의 Pricing과 실무적 관점의 Pricing 간 격차를 좁히지 못하는 주요 원인임

<Gallego, G., & Van Ryzin, G. (1994). Optimal dynamic pricing of inventories with stochastic demand over finite horizons>

### 1. 확정적 수요와 무한 재고의 경우

- Regular 수요 함수  $\lambda(p)$ :
- $\lambda(p)$ 의 역함수  $p(\lambda)$ 가 존재
- 수익률 함수  $r(\lambda) = \lambda p(\lambda)$ 는 연속, bounded, 오목이고,  $\lambda^* = \min\{\lambda: r(\lambda) = \max_{\lambda \geq 0} r(\lambda)\}$  존재,  $\lim_{\lambda \rightarrow 0} r(\lambda) = 0$
- 예제) 수요함수가  $\lambda(p) = ae^{-p}$ 인 경우
  - 가격함수는  $p(\lambda) = \log(a/\lambda)$ , 수익률 함수는  $r(\lambda) = \lambda p(\lambda) = \lambda \log(a/\lambda)$ . 따라서 최적 수요는 수익률 함수를 미분하여 0이 되는 값이므로  $\lambda^* = a/e$ ,  $p^* = p(\lambda^*) = 1$ ,  $r^* = r(\lambda^*) = a/e$ . 재고가 무한하므로 가격을 항상  $p^*$ 로 책정하는 것이 최적

### 2. 확정적 수요와 유한 재고의 경우 (유한한 초기 재고 $n$ 이 주어지는 경우)

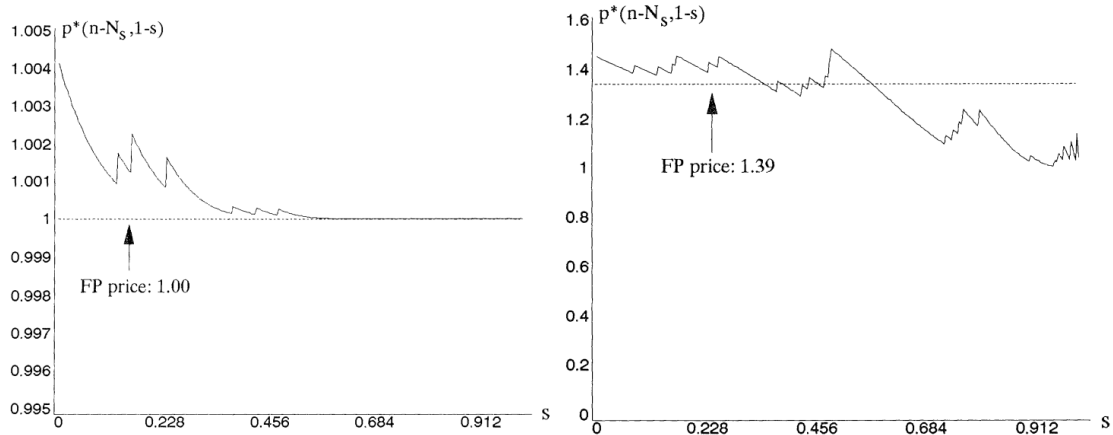
- 시간 구간  $[0, t]$  위에서 최적 수익  $J^D(n, t)$ 는 다음과 같음
  - $J^D(n, t) = \max_{\{\lambda(s)\}} \int_0^t r(\lambda(s)) ds \quad s.t. \int_0^t \lambda(s) ds \leq n$
- $\lambda^0 = n/t$ ,  $p^0 = p(\lambda^0)$ ,  $r^0 = \lambda^0 p^0$ 로 정의하면 최적해는
  - $\lambda(s) = \lambda^D = \min\{\lambda^0, \lambda^*\}$  and  $p(s) = p^D = \max\{p^0, p^*\}$  for  $0 \leq s \leq t$  이고,
  - 최적 수익은  $J^D(n, t) = t \min\{r^0, r^*\}$ 가 됨

### 3. 불확정적 수요와 유한 재고의 경우

- 회사는 시간  $s$ 에서의 가격 정책  $p_s$ 를 이용하여 포아송 수요  $\lambda_s = \lambda(p_s)$ 를 제어
- $N_s$ 를 시간  $s$ 까지 팔린 아이템 수라고 할 때( $dN_s = 1$ 이면 시간  $s$ 에 수요가 발생함을 의미), 가격 정책  $u \in U$ 에 대해 기대 수익은 다음과 같이 정의
  - $J_u(n, t) = E_u \left[ \int_0^t p_s dN_s \right]$
- 최적 수익은 다음과 같이 구할 수 있음

- $J^*(n, t) = \sup_{u \in U} J_u(n, t)$
- Hamilton-Jacobi 충분조건을 이용하면 다음 최적조건을 구할 수 있음
- $\frac{\partial J^*(n, t)}{\partial t} = \sup_{\lambda} [r(\lambda) - \lambda(J^*(n, t) - J^*(n - 1, t))]$
- 예제) 수요함수가  $\lambda(p) = ae^{-p}$  인 경우 위 등식을 만족시키는 해는 다음과 같음
- $J^*(n, t) = \log\left(\sum_{i=0}^n (\lambda^* t)^i \frac{1}{i!}\right)$  and  $p^*(n, t) = J^*(n, t) - J^*(n - 1, t) + 1$

Figure. Sample Path of  $p^*(n - N_s, 1 - s)$  over  $s \in [0, 1]$  : Left:  $n = 25, a = 20$  , right:  $n = 25, a = 100$



#### 4. 확정적 수요와 불확정적 수요의 관계

- 확정적 수요에서의 최적 수익은 불확정 수요에서의 최적 수익의 상한이 됨
- $J^*(n, t) \leq J^D(n, t)$

#### 5. 고정 가격 휴리스틱

- 고정 가격  $p^D = \max\{p^0, p^*\}$  일 때의 수익을  $J^{FP}(n, t)$ , 고정 가격이 줄 수 있는 최적의 수익을  $J^{OFP}(n, t)$ 라고 설정하면,  $J^{OFP}(n, t) = \max p E[\min\{n, X_{\lambda(p)t}\}]$
- $X_{\alpha}$ 는 평균이  $\alpha$ 인 포아송 랜덤 변수
- 위 조건에 의해 다음이 성립
- $1 - \frac{1}{2\sqrt{\min\{n, \lambda^* t\}}} \leq \frac{J^{FP}(n, t)}{J^*(n, t)} \leq \frac{J^{OFP}(n, t)}{J^*(n, t)} \leq 1$
- 따라서,  $n$ 과  $t$ 가 충분히 크면 고정 가격 휴리스틱이 최적해와 가까움



□ 연도별 Keywords 분석 (2013 - 2023년)

- 키워드를 연도별로 살펴보면, 그림5의 전체 키워드 분석에서 두드러지게 나타났던 “model”, “system”, “algorithm” 등 유사한 키워드가 매년 동일하게 등장하는 것을 알 수 있음
- 위의 키워드들은 연구에서 일반적으로 등장하는 단어들이므로 단어빈도를 기반으로 특정 문맥을 파악하는 것은 한계가 있음

<표 1> 연도별 Keywords 분석 결과

	Total		2013		2014		2015		2016		2017	
	Words	Counts	Words	Counts	Words	Counts	Words	Counts	Words	Counts	Words	Counts
1	model	7022	system	366	model	424	system	339	model	446	model	912
2	based	5332	model	361	system	317	model	328	based	379	algorithm	750
3	system	5277	algorithm	304	based	286	based	268	system	367	based	748
4	data	5165	based	304	problem	275	paper	256	algorithm	324	system	688
5	algorithm	4793	problem	303	algorithm	260	problem	244	data	324	proposed	602
6	paper	4301	paper	272	paper	260	proposed	233	paper	291	problem	598
7	proposed	4108	proposed	233	method	259	algorithm	221	network	284	paper	590
8	problem	4022	approach	228	proposed	222	data	209	problem	280	method	542
9	method	3783	data	227	approach	220	method	202	proposed	265	data	530
10	network	3555	method	224	network	216	time	184	time	265	result	490
11	time	3464	network	217	result	199	result	176	study	226	approach	482
12	result	3372	time	208	data	171	network	164	method	221	time	454
13	approach	3106	result	191	optimization	171	approach	159	result	216	optimization	400
14	study	2959	performance	180	time	165	process	138	approach	211	performance	386
15	research	2925	using	167	performance	164	study	132	patient	186	network	368
16	performance	2562	service	151	used	146	new	129	using	186	process	364
17	optimization	2548	information	149	solution	143	different	123	used	176	new	348
18	using	2513	new	143	agent	140	information	123	application	175	used	340
19	application	2393	optimization	139	different	135	energy	121	process	169	service	336
20	used	2384	solution	135	using	134	optimization	119	different	164	using	332
	2018		2019		2020		2021		2022		2023	
	Words	Counts	Words	Counts	Words	Counts	Words	Counts	Words	Counts	Words	Counts
1	model	1056	model	527	model	688	model	478	model	710	model	1092
2	system	976	based	364	data	560	data	425	data	529	data	916
3	data	930	algorithm	349	based	476	based	385	based	522	based	764
4	based	836	data	344	algorithm	445	algorithm	344	system	428	system	751
5	proposed	798	system	307	paper	401	system	337	network	359	algorithm	702

6	algorithm	766	proposed	300	system	401	paper	306	research	355	research	638
7	problem	710	paper	283	proposed	344	network	285	study	342	study	626
8	paper	704	method	265	method	331	proposed	280	algorithm	328	paper	615
9	method	662	problem	264	problem	324	problem	256	paper	323	method	542
10	network	608	time	247	research	323	time	256	time	320	proposed	526
11	result	566	network	237	time	319	research	255	method	311	network	509
12	time	560	result	214	network	308	energy	241	proposed	305	result	506
13	approach	540	study	189	result	297	method	224	result	296	learning	499
14	research	466	used	177	learning	266	application	222	problem	279	problem	489
15	study	460	optimization	176	technology	245	approach	221	energy	276	time	486
16	information	438	research	176	approach	243	result	221	learning	273	energy	470
17	using	434	energy	175	optimization	238	price	213	market	259	technology	455
18	performance	418	approach	169	application	236	technology	209	technology	259	using	433
19	new	414	performance	166	study	235	study	204	price	250	market	418
20	used	392	new	155	new	219	service	202	service	232	optimization	416

□ 연도별 차별어 분석 (2013 - 2022년)

- 앞서 연도별 키워드 분석은 주로 일반적으로 연구에서 활용되는 단어들이 빈번히 등장하는 이유로 연도별로 차이를 파악하는 것이 제한됨을 확인함
- 따라서, 연도별로 특정 연도에 두드러지게 언급된 연구 키워드를 파악하기 위해 쿨백-라이블러 발산(Kullback-Leibler divergence, KLD)을 이용하여 연도와 상관없이 각 단어가 가지는 확률분포로부터 특정 연도에 등장하는 해당 단어의 확률분포 간 정보 엔트로피의 차이를 측정하였으며, 그 차이가 큰 단어가 해당 연도의 차별어라 정의함
- 각 연도별로 쿨백-라이블러 발산의 값이 상대적으로 큰 단어들을 추출한 결과는 다음과 같음.
- 분석결과를 살펴보면, 최근 연도로 올수록 “prediction”, “machine”, “learning”, “deep”, “artificial” 등의 키워드가 주요 차별어로 등장해 Dynamic Pricing 분야에서 최신 기술의 연구가 점점 더 확대되고 있음을 알 수 있음

<표 2> 연도별 차별어 분석 결과

	2013		2014		2015		2016		2017		2018	
	Words	KLD	Words	KLD	Words	KLD	Words	KLD	Words	KLD	Words	KLD
1	problem	0.0025	agent	0.0027	system	0.0026	patient	0.0061	algorithm	0.0015	proposed	0.0015
2	system	0.0023	method	0.0022	query	0.0023	care	0.005	experiment	0.0014	data	0.0014
3	policy	0.0018	problem	0.0021	agent	0.0018	ana	0.003	process	0.0012	information	0.0013
4	approach	0.0018	approach	0.002	fuel	0.0015	intensive	0.0021	evolution	0.0011	system	0.0012
5	sensor	0.0016	model	0.0019	cognitive	0.0014	icu	0.002	pivot	0.0011	drought	0.0011
6	control	0.0016	solution	0.0017	uncertain	0.0014	acute	0.0019	welding	0.001	fuzzy	0.0011
7	design	0.0015	recognition	0.0014	fco	0.0013	health	0.0019	crowdsourcing	0.001	number	0.001
8	present	0.0013	order	0.0014	control	0.0013	silva	0.0018	state	0.0009	risk	0.001
9	information	0.0013	optimization	0.0014	paper	0.0013	jos	0.0018	software	0.0009	big	0.0009
10	performance	0.0012	hand	0.0013	problem	0.0013	pedro	0.0017	geochemical	0.0009	operator	0.0009
11	context	0.0012	system	0.0013	process	0.0012	portuguese	0.0016	logic	0.0009	tidal	0.0008
12	algorithm	0.0012	modeling	0.0013	scheme	0.0012	ferreira	0.0016	surface	0.0008	test	0.0008
13	negotiation	0.0011	gesture	0.0013	operator	0.0012	van	0.0016	structure	0.0008	portfolio	0.0007
14	objective	0.001	function	0.0013	evaluation	0.0012	cardiac	0.0015	approach	0.0008	user	0.0007
15	fee	0.001	search	0.0012	tool	0.0011	ill	0.0015	optimization	0.0008	change	0.0007
16	user	0.001	environment	0.0011	differential	0.0011	sepsis	0.0014	rule	0.0008	robot	0.0006
17	solution	0.001	paper	0.0011	ontology	0.001	nio	0.0014	shielding	0.0008	design	0.0006
18	set	0.001	performance	0.0011	graph	0.001	sousa	0.0014	social	0.0008	theory	0.0006
19	space	0.001	ubiquitous	0.001	matching	0.001	septic	0.0014	proposed	0.0007	iec	0.0005
20	agent	0.001	planning	0.001	material	0.001	nursing	0.0013	space	0.0007	ssp	0.0005
	2019		2020		2021		2022		2023			
	Words	KLD	Words	KLD	Words	KLD	Words	KLD	Words	KLD		
1	model	0.0026	data	0.0025	cloud	0.0031	research	0.002	digital	0.0031		
2	fcc	0.0021	machine	0.0024	price	0.0026	price	0.002	research	0.0024		
3	prediction	0.002	learning	0.0019	intelligence	0.0023	intelligence	0.002	carbon	0.0024		
4	algorithm	0.0015	big	0.0017	energy	0.0022	market	0.002	financial	0.0022		
5	scheduling	0.0014	research	0.0017	artificial	0.0022	review	0.0018	intelligence	0.0022		
6	proposed	0.0013	future	0.0017	smart	0.002	digital	0.0018	learning	0.0022		
7	forecasting	0.0011	management	0.0014	resource	0.0017	risk	0.0018	study	0.0021		
8	energy	0.0011	technology	0.0013	data	0.0016	artificial	0.0018	supply	0.0019		
9	demand	0.0011	smart	0.0013	stock	0.0016	learning	0.0017	chain	0.0017		
10	collider	0.001	model	0.0013	technology	0.0016	study	0.0016	market	0.0016		
11	data	0.001	deep	0.0012	research	0.0014	carbon	0.0015	development	0.0016		
12	technique	0.001	prediction	0.001	application	0.0013	energy	0.0014	deep	0.0016		
13	electricity	0.001	literature	0.0009	marketing	0.0012	deep	0.0014	price	0.0016		
14	ann	0.0009	iot	0.0009	learning	0.0012	edge	0.0014	finance	0.0016		
15	based	0.0009	sharing	0.0008	future	0.0011	technology	0.0014	green	0.0015		



16	compared	0.0009	challenge	0.0008	industry	0.0011	fog	0.0014	technology	0.0015
17	time	0.0009	neural	0.0008	computing	0.0011	covid	0.0013	artificial	0.0015
18	stochastic	0.0008	demand	0.0008	prediction	0.0011	data	0.0013	platform	0.0015
19	fpa	0.0008	market	0.0007	airline	0.0011	smart	0.0012	impact	0.0014
20	cost	0.0008	comprehensive	0.0007	service	0.0011	chain	0.0011	data	0.0014

### 딥러닝/강화학습(DL/RL) 기반의 Dynamic Pricing Model

- 최근 AI 기술이 전 산업에 걸쳐서 적용되고 있는 추세로 숙박산업의 다양한 의사결정에도 활용가능성이 높아지고 있음. 다만, 현재까지 AI 기술의 산업적용은 수요예측에 초점이 맞춰져 있음
- <표 3>과 같이 일부연구는 Deep learning 또는 Reinforcement learning과 같은 복잡한 모형을 적용하는 반면, Airbnb와 같이 회귀모형만으로도 높은 예측 성능을 보이는 경우가 존재
- 연구 사례들에서 공통적으로 관측되는 결과는 방대한 데이터를 복잡한 모형을 활용해 학습 및 예측하는 것도 중요하지만, 보다 적합한 Feature를 반영하는 것이 예측정확도를 더욱 효과적으로 높일 수 있다는 점임. 특히, 가격에 영향을 미치는 가장 중요한 요소는 “수요”이기 때문에 수요함수를 적절히 정의하면 딥러닝과 같은 복잡한 모형이 아니더라도 충분한 예측성능을 보일 수 있음.
- 다만, 수요는 미래에 실제 실현된 값(Actual value)이 관측되어 예측값과의 비교를 통해 모형을 평가할 수 있는 반면, 최적 가격은 모형을 통해 제안된 가격(Suggested price)만 관측가능하며, 실제 최적 가격은 관측이 불가능해 모형 성능평가가 어려운 단점이 있음. 따라서 특정 모형의 적용이 어렵기 때문에 비교적 적용사례가 적음.
- 즉, 적절한 모형 평가 방법을 도출하는 것이 가격결정 모형의 핵심이며, 기존 연구들은 이미 과거에 실현된 가격을 이용해 모형을 평가하기 때문에 기본적으로 과거에 책정된 가격이 True Price 였다는 가정을 한다는 한계가 존재
- 따라서, DL/ML/RL 기반의 모형을 생성하는 데 있어서 가장 중요한 점은 1) 수요의 패턴을 어떻게 모형에 반영할 것인가와 2) 모형평가를 어떻게 할 것인가임

〈표 3〉 Price-based RM과 관련한 연구 동향

No.	Authors	Year	Data	Model	Context	Evaluation Metrics	Features	
							Demand	Competition
1	Al Shehhi & Karathanasopoulos	2020	2800 hotels in five cities, Daily	Adaptive network fuzzy interference system (ANFIS)	Predicting ADR	MAD, MSE, RMSE, MAPE	X	X
2	Zhang et al.	2019	759 hotels in China, Daily	DeepFM+seq2seq, DNN	Predicting Room Rate	MAPE, PDR, PDP, PIR, PIP, BR	X	X
3	Binesh et al.	2023	Three hotels, Daily	LSTM	Predicting ADR	MAE, MAPE, RMSE, MSE	X	X
4	Tuncay et al.	2023	77 hotels in Turkey, Daily	Q-learning	Predicting Room Rate	MAPE	Reward function으로 정의	O
5	Zhu et al.	2022	Hotel Booking Data from Fliggy	DNN, Airbnb (Ye et al., 2018), <b>Price Elasticity-based Model</b>		MAPE, WMAPE, PDR, PDP, PIR, PIP, BR	Elastic Demand function	Competitor Price (K-means)
6	Ye et al.	2018	Hotel Booking Data from Airbnb	GBM; <b>Regression-based models</b>	Airbnb Pricing	PDR, PDP, PIR, PIP, BR	Numerical Demand Function (GBM)	X
7	Hu & Song	2023	Hotel Booking Data	RF, XGB, MLR, SVM, KNN, MLP	Budge Hotel Pricing	MAE, MSE, RMSE, R <sup>2</sup>	X	X

### 4. 객실가격 결정 요인

객실 가격은 호텔 환경 내·외부적으로 다양한 변수의 영향을 받으며, 영향 정도는 호텔 특성에 따라 상이

□ 호텔 내부적 요인과 호텔을 둘러싸고 있는 외부적 환경 변수가 복합적으로 객실 요금 형성에 영향을 미침

- 호텔과 객실/상품의 특성은 비용과 직접적으로 연관되어 가격에 영향

· 예) 호텔 브랜드, 성급, 어메니티, 객실타입, 객실 뷰, 간접경비 등

- 호텔을 둘러싸고 있는 외부적 환경 변수 또한 객실 요금에 영향

· 예) 고객 세그먼트, 투숙일, 위치, 유통채널, 경쟁, 거시환경 등

□ 객실 가격에 영향을 주는 요인은 고정적이지 않고, 호텔 특성 및 국가 혹은 지역에 따라 달라질 수 있음

<표 4> 객실가격 결정요인

dimension	variable		Ref.
호텔	브랜드	호텔 체인 여부	Soler et al. (2019), Zhang et al. (2011), Pawlicz & Napierala (2017)
	성급	1성급, 2성급, 3성급, 4성급, 5성급	
	어메니티	카지노 유무, 헬스장 유무, 수영장 유무, 주차장 유무, 룸서비스 유무, 레스토랑 유무	
	운영연수		
	객실수		
객실 및 상품	객실 타입	싱글, 더블, 트윈, 스위트	Thrane (2007), Fleischer (2012), Portolan (2013)
	객실뷰	오션뷰, 마운틴뷰, 시티뷰	
	청결도	객실 청결도, 객실당 housekeeping staff 수	
	결제정책	즉시 결제, 투숙일 일주일 전 결제	
	취소정책	무료취소, 취소 수수료 부가	
경영 목표 및 비용구조	마케팅 전략 및 경영 목표		Yang & Cai (2016), Sánchez-Ollero et al. (2014)
	자본 투입 비용	호텔 건설 시 소요된 투자비용	
	인건비	호텔종사원의 인건비, 직원수, 노동생산성	

	간접경비	호텔 관리 유지비, 영업과 관련된 판 촉비용	
	지속가능경영	친환경 어메니티 도입, 친환경 캠페인 진행	
과거 데이터	동기간 호텔 가격		
고객 세그먼트	방문목적	레저 고객, 비즈니스 고객, MICE 고객, 가족 고객	Hung et al (2010)
	예약인원		
	투숙일수		
	인구통계학적 특성	성별, 연령대, 국적	
	로열티 프로그램 가입 여부		
리드타임	예약일에서 투숙일까지 남은 일수		Schamel, (2012).
투숙일	계절성		Saló et al.(2014)
	주말/휴일 여부		
	축제/이벤트 유무		
	날씨		
리뷰	리뷰수, 리뷰 평점, 항목별 리뷰 평점, OTA 내 순위		Sánchez-Ollero et al (2014)
위치	매력도	도심까지의 거리, 역까지의 거리, 공 항까지의 거리, 해변까지의 거리	Enz. et al (2008), García (2013)
	상권	도심, 해변, 공항 주변, 관광지	
	경쟁	도시 내 호텔 수, 도시 내 비슷한 수 준의 서비스를 제공하는 호텔 수, 가 장 가까운 경쟁 호텔과의 거리, 에어 비앤비 숙소 수	
유통채널	예약 방법	호텔 홈페이지를 통한 direct- booking, Walk-in 고객, 여행사 혹은 OTA를 통한 예약	Saló et al.(2014)
경쟁사 가격			
거시 환경	경제적 환경	GDP, GRDP, 소득, 물가지표, 환율, 외 국인 직접 투자 비중	Yang & Cai (2016), Saló et al. (2014)
	사회문화적 환경	관광 수요, 인구수, 관광종사자수, 쇼 핑 거래액, 소셜 데이터, 치안	
	법적 규제	세금, 객실 가격의 상한선 설정	

## 5. 성과지표

### 가. Price-based RM 모형지향적 지표 (Ye et al., 2018)

- AI 기반의 대안적 모형 활용에 있어서 가장 큰 제약요소는 제안된 가격을 평가하는 것이 제한된다는 점임. 이에 Ye et al. (2018)은 숙박산업에서 모형을 통해 가격을 산정한 후 해당 가격의 정확성을 평가하기 위해 5개의 평가지표를 제안함.
- 해당 연구에서 제안한 평가지표들은 최적의 가격과 제안된 가격의 차이가 최소화되어야 한다는 관점에서 개발됨.
- 최적의 가격을  $P_o$ , 제안된 가격을  $P_{sug}$ , 그리고 실제 매겨진 가격을  $P$  라고 하자. 아래의 두 경우, 제안된  $P_{sug}$  가 최적이지 않음을 의미함
- $P_{sug} < P$ 인 경우, 가격결정 모형이 실제 판매한 가격보다 낮은 가격에 제안했으므로 만약 수익경영 담당자가 제안된 가격  $P_{sug}$ 에 판매했다면  $P - P_{sug}$  만큼의 손실이 발생함. 따라서, 이 경우 최적 가격  $P_o$  는  $P_o > P$ 의 영역에 존재해야 함.
- $P_{sug} \geq P$ 인 경우, 가격결정 모형이 실제 판매된 가격보다 높은 가격에 제안했으므로 예약확률이 떨어져 손실이 발생할 수 있음. 따라서, 이 경우 최적 가격  $P_o$ 는  $P_o < P$ 의 영역에 존재해야 함.
- 즉, 가격결정 모형의 평가에 있어서 주요한 가정은 과거 판매된 가격  $P$ 가 적절한 가격 (Proper price)이었다고 가정할 수 있어야 함. 위의 경우도, 수익경영 담당자가 책정한 가격이 적절하지 않았다는 전제를 토대로 하면 성립하지 않음.
- $P$ 가 적절했다는 가정 하에 가격결정 모형이 제시할 수 있는 가격은  $P_{sug} \geq P$ 인 경우와  $P_{sug} < P$ 인 경우이며, 각 경우 객실이 예약이 됐거나 그렇지 않거나 2가지 경우로 나눌 수 있음. 이를 행렬로 표현하면 다음과 같음

	예약된 객실 수	예약되지 않은 객실 수
$P_{sug} \geq P$	a	b
$P_{sug} < P$	c	d

□ 가격 하락 재현율 (Price Decrease Recall, PDR)

- $PDR = \frac{d}{b+d}$
- 가격 재현율은 예약되지 않은 객실 중 가격결정모형에 의해 제안된 가격이 실제 가격보다 작은 경우의 비중을 나타냄
- 일반적으로 가격이 높게 책정되어 예약확률이 떨어질 수 있으므로 예약되지 않은 객실 가운데, 실제 가격보다 낮게 제안한 경우가 많을 경우 즉, PDR이 높을 경우 손실한 수요를 만회할 기회가 높다는 것을 의미함
- 다시 말해, 실제 수익경영 담당자가  $P$ 의 가격을 판매해 예약되지 않은 객실에 대해 만약, 모형이 제안한  $P_{sug}$ 에 판매했으면, 예약되지 않은 객실의 수를 줄일 가능성이 높음
- 따라서, PDR이 높을수록 손실된 수요를 회복하려고 낮은 가격을 제안할 가능성이 높음을 의미하므로 PDR이 높은 모형을 선호하게 됨

□ 가격 하락 정확도 (Price Decrease Precision, PDP)

- $PDP = \frac{d}{c+d}$
- PDP는 실제가격보다 낮은 가격에 제안한 경우 중, 예약이 이뤄지지 않은 경우의 수의 비중을 나타냄. 다시 말해, 제안한 가격이 가격 하락이 필요한 상황에 정확하게 가격 하락이 제안되었는가를 정량화한 수치임
- 즉, 가격 하락이 필요한 상황에서 제안된 모형이 적절하게 더 낮은 가격을 제시할 수 있는가를 나타냄
- PDP가 높을수록 손실된 수요를 회복할 가능성이 높은 모형임을 의미하므로 PDP가 높은 모형을 선호하게 됨

□ 가격 상승 재현율 (Price Increase Recall, PIR)

- $PIR = \frac{a}{a+c}$
- PIR는 PDR과 반대의 개념으로, 예약된 객실 중 제안된 가격이 실제 가격보다 높은 경우의 비중을 나타냄.

- 예약된 객실 중 실제 가격보다 높은 가격에 제안한 경우가 많은 경우, 주어진 수요에서 한계수익을 높일 수 있음. 따라서, 한계수익을 높일 수 있는 상황에서 가격 상승을 재현할 가능성이 높은 모형이 더 선호되므로 PIR이 높을수록 적절한 모형임을 나타냄

□ 가격 상승 정확도 (Price Increase Precision, PIP)

- $PIP = \frac{a}{a+b}$
- PIP는 실제 가격보다 높은 가격에 제시된 경우 중 예약이 이뤄진 경우의 비중을 나타냄. 이는 실제 가격보다 높은 가격을 제안할 수 있는 상황에서 실제가격보다 높은 가격을 제안할 수 있는가를 정량화한 지표임

□ Booking Regret (BR)

- $BR = median_{bookings} \left( \max \left( 0, \frac{P - P_{sug}}{P} \right) \right)$
- BR은 모형이 제시한 가격이 실제 예약된 객실의 판매가격보다 낮은 경우에 그 오차가 얼마나 큰지를 나타내는 지표로 BR이 낮을수록 적절한 모형임을 나타냄

### Metric을 기반으로 한 모형 평가 예시

- 각 지표는 절대적으로 적용할 수 없고, Occupancy Rate에 따라 상이하게 적용할 필요가 있음. 다음 사례를 통해 어떤 시나리오가 가장 이상적인지 파악할 수 있음
- Occupancy rate가 중간 수준인 경우, Case 1-4의 경우가 위의 PDR, PDP, PIR, PIP 모두 높은 이상적인 모형이라 할 수 있음
- Occupancy rate가 높은 경우, 기본적으로 PDR, PDP가 낮기 때문에, Occupancy rate가 중간 또는 낮은 경우와 동일하게 비교하는 것이 제한됨. 따라서 이 경우 PIR, PIP 지표를 중심으로 모형을 평가하는 것이 적절하며, Case 2-2의 경우가 가장 이상적인 경우라 할 수 있음
- Occupancy rate가 낮은 경우는 반대로 PIR, PIP 지표가 낮기 때문에 Occupancy rate가 중간 또는 높은 경우와 동일하게 비교할 수 없음. 이 경우 PDR 및 PDP 지표를 중심으로 모형을 평가하는 것이 적절하며, Case 3-3이 가장 이상적인 모형이라 할 수 있음

#### Case 1. Modest Occupancy Rate

Case 1-1

	예약	예약 X
$P_{sug} \geq P_{act}$	50	50
$P_{sug} < P_{act}$	50	50
총 객실	100	100

PDR	0.500	PIR	0.500
PDP	0.500	PIP	0.500

Case 1-2

	예약	예약 X
$P_{sug} \geq P_{act}$	10	10
$P_{sug} < P_{act}$	90	90
총 객실	100	100

PDR	0.900	PIR	0.100
PDP	0.500	PIP	0.500

Case 1-3

	예약	예약 X
$P_{sug} \geq P_{act}$	90	90
$P_{sug} < P_{act}$	10	10
총 객실	100	100

PDR	0.100	PIR	0.900
PDP	0.500	PIP	0.500

Case 1-4

	예약	예약 X
$P_{sug} \geq P_{act}$	90	10
$P_{sug} < P_{act}$	10	90
총 객실	100	100

PDR	0.900	PIR	0.900
PDP	0.900	PIP	0.900



Case 1-5

	예약	예약 X
$P_{sug} \geq P_{act}$	10	90
$P_{sug} < P_{act}$	90	10
총 객실	100	100

PDR	0.100	PIR	0.100
PDP	0.100	PIP	0.100

### Case 2. High Occupancy Rate

Case 2-1

	예약	예약 X
$P_{sug} \geq P_{act}$	95	5
$P_{sug} < P_{act}$	95	5
총 객실	190	10

PDR	0.500	PIR	0.500
PDP	0.050	PIP	0.950

Case 2-2

	예약	예약 X
$P_{sug} \geq P_{act}$	180	5
$P_{sug} < P_{act}$	10	5
총 객실	190	10

PDR	0.500	PIR	0.947
PDP	0.333	PIP	0.973

Case 2-3

	예약	예약 X
$P_{sug} \geq P_{act}$	10	5
$P_{sug} < P_{act}$	180	5
총 객실	190	10

PDR	0.500	PIR	0.053
PDP	0.027	PIP	0.667

### Case 3. Low Occupancy Rate

Case 3-1

	예약	예약 X
$P_{sug} \geq P_{act}$	5	95
$P_{sug} < P_{act}$	5	95
총 객실	10	190

PDR	0.500	PIR	0.500
PDP	0.950	PIP	0.050

Case 3-2

	예약	예약 X
$P_{sug} \geq P_{act}$	5	180
$P_{sug} < P_{act}$	5	10
총 객실	10	190

PDR	0.053	PIR	0.500
PDP	0.667	PIP	0.027

Case 3-3

	예약	예약 X
$P_{sug} \geq P_{act}$	5	10
$P_{sug} < P_{act}$	5	180
총 객실	10	190

PDR	0.947	PIR	0.500
PDP	0.973	PIP	0.333

## 나. Price-based RM 경영지향적 지표

### 호텔 객실영업지표를 활용하여 RM의 성과 확인

- ADR (Average Daily Rate, 평균 일일 객실 가격)

- $$\text{ADR} = \frac{\text{총 객실 수익}}{\text{판매된 객실 수}}$$

- Occupancy Rate (객실 점유율)

- $$\text{OCC} = \frac{\text{판매된 객실 수}}{\text{사용 가능한 객실 수}}$$

- RevPAR (Revenue per Available Room, 객실당 수익)

- $$\text{RevPAR} = \frac{\text{총 객실 수익}}{\text{사용 가능한 객실 수}} = \text{ADR} \times \text{OCC}$$

- OCC와 ADR을 모두 고려한다는 점에서 RM 지표로 널리 사용되고 있으며, OCC와 ADR의 균형을 통해 RevPAR를 높이는 것이 중요

- TrevPAR (Total Revenue per Available Room, 객실당 총 수익)

- $$\text{TrevPAR} = \frac{\text{총 수익}}{\text{사용 가능한 객실 수}}$$

- RevPAR와 달리, 객실 수익 뿐만 아니라 부대 수익을 포함한 호텔 전체의 수익을 고려하며, 전반적으로 호텔이 얼마나 효과적으로 수익을 내고 있는지 파악할 수 있음

- full-service 호텔에 적용하기 적합

- GOPPAR (Gross Operating Profit per Available Room, 객실당 영업 이익)

- $$\text{GOPPAR} = \frac{\text{총 수익} - \text{운영 비용}}{\text{사용 가능한 객실 수}}$$

- RevPAR와 달리, 호텔 운영과 관련된 모든 수익과 인건비, F&B, 기타 부대 시설 등 모든 비용을 고려

- RevPOR (Revenue per Occupied Room)

- $$\text{RevPOR} = \frac{\text{총 수익}}{\text{판매된 객실 수}}$$

- 손님이 호텔에 머무르면서 호텔의 제품 및 서비스에 지출하는 평균 금액 측정

가능하며, 계절성의 영향을 줄일 수 있음

□ NetRevPAR (Net Revenue per Available Room, 객실당 순 수익)

- $$\text{NetRevPAR} = \frac{\text{총 객실 수익} - \text{유통 비용}}{\text{사용 가능한 객실 수}}$$
- 제3자 예약 사이트에서 발생하는 유통 비용 및 수수료, 고객획득비용(CAC)을 제외하여 객실당 순 수익을 고려

## 다. 벤치마크 지표

### 시장의 성과지표와 비교함으로써 시장 내 호텔의 RM 성과 수준 파악

□ 호텔 외부 데이터를 통한 시장의 트렌드를 파악

- 한국의 경우, 한국호텔업협회에서 실시하는 ‘호텔업운영현황’ 조사 결과를 통해 지역별/성급별(1~5성, 미등급, 호스텔) ADR, OCC, RevPAR 확인 가능
  - 매년 호텔들을 대상으로 연간 숙박인원, 판매가능 객실, 판매객실, 객실 매출액, 외국인 숙박객 비율 등 호텔 영업 관련 항목을 조사

□ 자사 성과 지표의 증감률과 시장 성과 지표의 증감률 비교

- 호텔의 전년 대비 ADR, OCC, RevPAR 증감률과 해당 시장의 증감률을 비교하여 해당 호텔의 객실 영업 성과 평가 가능

□ 자사 성과 지표와 시장 성과 지표를 지수화하여 경쟁환경 내에서 호텔의 위치 파악

- STAR Report (Smith Travel Accommodations Report)에서 개발한 MPI (Market Penetration Index), ARI (Average Daily Rate), RGI (Revenue Generation Index) 지표 활용

- $$\text{MPI} = \frac{(\text{자사 OCC})}{(\text{시장 OCC})} \times 100$$

- $$\text{ARI} = \frac{(\text{자사 ADR})}{(\text{시장 ADR})} \times 100$$

- $$\text{RGI} = \frac{(\text{자사 RevPAR})}{(\text{시장 RevPAR})} \times 100$$

- 각 지수가 100 이상이면 운영 성과가 시장 평균보다 좋음을 의미하고, 100 미만이면

그렇지 않음을 의미

- 온라인 상에서의 호텔 평판 수준을 파악하기 위한 QPI (Quality Penetration index)를 활용
  - $$QPI = \frac{\text{(자사 Global Review Index)}}{\text{(시장 Global Review Index)}}$$
- 경우에 따라 분모의 ‘시장’은 경쟁군, 상권, 지역, 전국으로 정의 가능

## 라. 성과지표 소결론

### 모형지향적 지표와 경영지향적 지표 간 연결고리 강화 필요

- 본 보고서에서 소개한 모형지향적 지표는 학습 데이터의 Occupancy 시나리오에 따라 선호되는 Case가 달라짐
  - Occupancy rate가 낮거나, 높은 경우 학습데이터의 Class unbalance 문제로 인해 모형 성능에 문제가 발생할 수 있음.
  - 특히, Occupancy rate가 낮은 경우에 학습된 데이터는 모형 성능이 좋더라도, 경영지향적 관점에서는 성과가 낮은 경우이므로 성과가 낮은 경우에 성능이 좋은 모형이 성과를 높이는데 타당성이 있는지 추가적인 검증이 필요함
- 또한, 모형지향적 지표는 기존에 책정된 가격이 적절하게 책정되었음을 가정하는데, 경영지향적 관점에서는 정책적으로 설정한 Occupancy rate 또는 ADR이 있으므로 가격의 적절성이 모형지향적 관점과 경영지향적 관점 모두에서 적절하게 책정된 것으로 가정할 수 있는지에 대한 추가 검토가 필요함

---

## III. Price-based RM 활용 현황

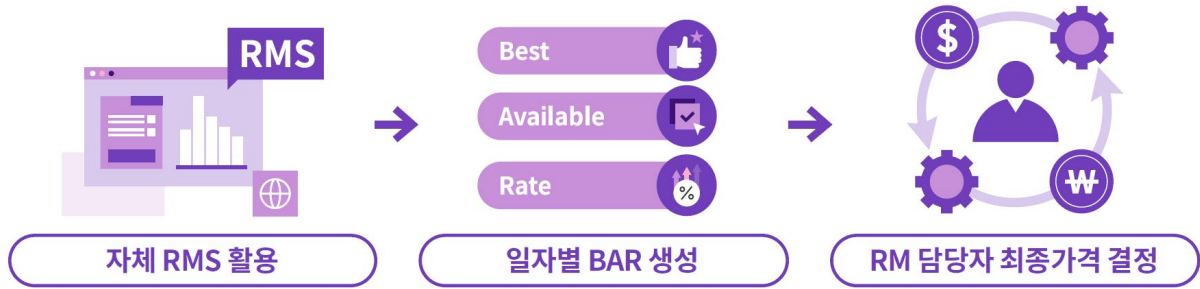
---

## 1. 호텔산업에서의 Price-based RM 활용 현황

### 가. 자체 RMS 개발

- 글로벌 체인 호텔에서는 이전부터 RM의 중요성을 인식하고, 자체적으로 RMS를 개발 및 활용하고 있음
  - 1990년대 Marriott는 full-service 호텔을 위한 수요 예측 시스템과 select-service 호텔을 위한 RMS를 개발 → 2003년 두 시스템을 One Yield로 통합하였으며, 현재까지 Marriott 그룹 계열 호텔에서 활용 중
  - 1993년 IHG는 HIRO라는 자체 RMS를 도입 → 분석 및 유저 인터페이스 변경하면서 PERFORM으로 변경 → 2017년 Central reservation system(CRS)인 Concerto를 출시 → Concerto를 통해 PERFORM에 접근 가능해지면서 CRS와 RMS가 통합
  - 이밖에 자체 RMS를 보유하고 있는 호텔로는 Choice Hotels(ChoiceEdge), Best Western(Best Rev.)가 있음
- 자체 RMS는 호텔 체인의 특성을 반영할 수 있으며, PMS와 연동 및 통합이 용이하고 체인 내 노하우 공유 또한 용이하다는 장점이 있음
  - IHG사의 Concerto는 호텔 위치, 편의시설, 각 호텔의 객실 수, 직원 경력 및 재직 기간 등 다양한 데이터를 수집하며, 과거 예약을 기반으로 개인화된 서비스를 제안
  - Marriott사에서는 Revenue Manager를 대상으로 RM 및 솔루션 사용에 관한 교육을 진행하고 있음
- 많은 데이터가 축적이 되고 분석 기술이 고도화됨에 따라 자체 RMS의 활용 또한 점점 높아지는 추세
- 호텔에서는 RMS 內 Pricing 기능을 BAR (Best Available Rate)를 설정하는 데 활용하고, 생성된 BAR를 기준으로 의사결정자 판단 하에 가격을 조정
- 자체 RMS를 사용하는 것은 개별 property의 선택으로 보이며, 필요에 따라 외부 RMS 혹은 기타 솔루션을 활용하고 있는 것으로 확인됨

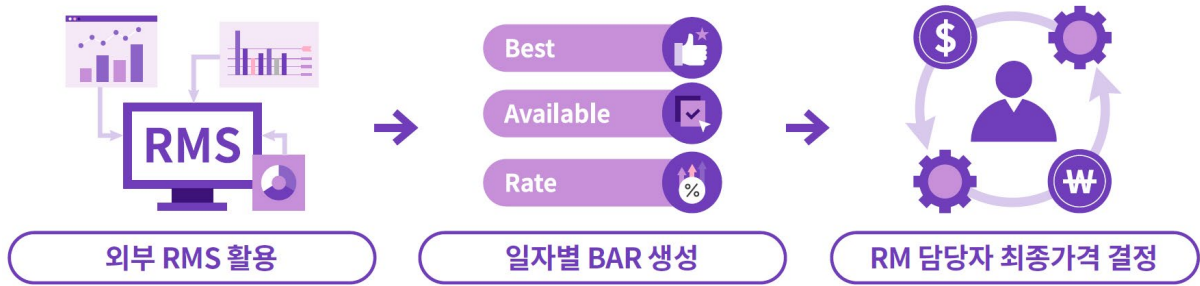
<그림 6> 자체 RMS 기반 객실 가격 설정 과정



## 나. 외부 RMS 활용

- 객실 가격을 설정하는 방식은 제3자의 RMS를 사용하는 점에만 차이가 있을 뿐, 자체 RMS를 가지고 있는 호텔과 유사
  - 자체적으로 RMS를 개발하는 데에 개발 및 유지보수 비용과 새로운 인력을 필요로 하기 때문에 호텔 입장에서는 큰 부담이 될 수 있음
  - 호텔 property의 특성과 예산 등을 고려하여 pricing 기능이 탑재된 RMS를 활용하는 호텔들이 증가
  - 외부 RMS를 호텔 내부 데이터와 연동한 뒤, 내·외부 데이터를 활용하여 BAR를 생성하고, 생성된 가격을 기준으로 의사 결정자가 최종 가격을 결정함
- 최근 국내 선도호텔에서는 RMS 도입 및 RM 전문 인력 투입을 통해 RM의 도입을 본격화하는 추세
  - 롯데호텔 서울, L7 강남, 반얀트리, 파르나스 제주, 인스파이어, 트레블로지, 그리고 신라스테이 등의 호텔들에서 Duetto 솔루션을 도입하고 있음
    - L7 강남에서는 Duetto의 수요 예측 및 분석 기능을 적극적으로 활용하였고, 2023년 1~5월까지 누적 매출 기준 전년 대비 73.3% 증가한 것으로 나타남

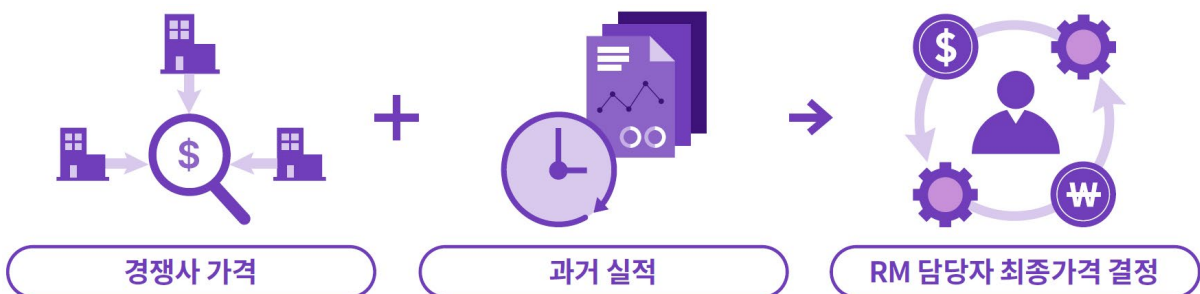
<그림 7> 외부 RMS 기반 객실 가격 설정 과정



#### 다. 휴리스틱 기반 객실 가격 설정

- 고가의 RMS 도입이 어려운 호텔의 경우, 의사 결정자의 경험과 노하우에 의존하는 성향이 강함
- 호텔의 ROI를 기준으로 연간 동일한 요금을 설정해두고, 필요에 따라 가격을 조정
  - 일반적으로 해당 주에 판매 성과가 좋지 않았을 경우, 가격을 인하하고, 특정 일에 이벤트가 있을 경우, 가격을 인상하는 형식
- 주변 상권의 호텔 혹은 시설이 유사한 호텔의 가격을 비교 분석하여 가격을 조정
  - 플랫폼을 통해 판매하는 호텔들이 늘어나 경쟁사의 가격 비교가 용이해지면서 가능하게 됨

<그림 8> 휴리스틱 기반 객실 가격 설정 과정





## 2. RMS 현황

- 다양한 RMS가 등장하면서 시장이 확대되고 있으며, 이 시장은 앞으로도 높은 성장세를 보일 것으로 전망
  - RMS는 주로 특대형 호텔을 중심으로 발전되어 왔으나, 최근에는 소형 호텔을 타겟으로 한 보다 저렴한 솔루션을 제공하는 기업들이 등장
    - 특대형 호텔에서 주로 사용되는 IDeaS, Duetto는 다양한 기능을 제공하기에 관리 인력이 추가로 필요할 수 있으며, 소형 호텔에 도입하기에 비용이 다소 높은 편
    - 비용적인 측면에서 부담으로 RMS 도입을 망설이는 소형호텔에서 사용할 수 있는 Roompricegenie, Atomize 등이 등장
    - Expedia와 같은 플랫폼 기업에서도 간단한 RM 기능을 무료로 제공
  - 아직까지 수동으로 수익을 관리하는 호텔이 대다수일 것으로 추정되며, 이는 곧 RMS 시장이 높은 성장 잠재력을 가지고 있음을 의미
    - Skift에 보고서에 따르면, 2019년 기준 전세계 28%가 RM tools을 사용하고 있으나, 이 중 10% 호텔만 유료 RMS를 구매하여 사용
    - futuremarketinsights에 따르면, Revenue Management Software 시장이 2023년부터 2033년까지 13.5%의 연평균 성장률(CAGR)을 보일 것으로 전망
- 정보통신 기술의 급진적 발전은 RMS의 효율성과 기능을 크게 확장
  - 온프레미스(On-premise)에서 클라우드 기반 솔루션으로 전환됨에 따라 RMS의 도입이 유연해지면서 다양한 지역에서 RMS를 도입할 수 있는 환경이 조성
  - 빅데이터, AI, 머신러닝 등과 같은 기술의 발전으로 대량 데이터 기반 정확한 수요 예측 및 최적화된 가격 설정 가능
  - 모바일에서도 실시간으로 추이를 확인할 수 있게 됨에 따라 관리 효율성 증대
- RMS는 기본적으로 가격최적화, 예측, 대시보드와 리포팅, 시스템 통합 기능을 제공하고 있으며, 솔루션에 따라 심화 기능을 추가적으로 제공
  - 가격 최적화

- 각 세그먼트, 채널, 객실 유형 별로 실시간으로 독립적으로 가격을 조정 가능하며, 미래 365일에 대한 가격을 설정
  - 사용자가 이해하기 쉬운 언어와 시각화 도구로 설명
  - 호텔의 규정과 조건, 최소 및 최대 가격을 설정하는 등 호텔 내부 규정에 맞게 가격을 제시할 수 있도록 설정 가능
  - 몇몇 RMS에서는 단체 비즈니스 고객에 관한 최적 가격을 제시하는 기능과 취소 및 노쇼(no-show)를 예측하여 오버부킹을 최적화하는 기능도 제공
- 마켓 인텔리전스와 예측
    - 가격 시나리오 분석 및 가격 민감도 분석을 통해 다양한 가격 수준에서 수요 예측
    - 일부 RMS는 미래 5년의 수요와 재무적 상황을 예측하는 고급 분석 기능 제공
- 대시보드와 리포팅
    - 사용자가 필요한 데이터를 쉽게 조작하여 확인할 수 있는 대시보드를 제공
    - 정해진 시간에 이메일을 통해 보고서를 받아볼 수 있으며, 큰 변동 사항이 있을 때 사용자가 알림을 받아볼 수 있는 기능을 제공
    - 일부 RMS는 잠재 고객 분석이 가능한 데이터까지 수집하여 리포팅
- 시스템 통합(Integrations)
    - RMS를 Property Management System(PMS)와 연결하여 실시간 잔여 객실을 확인할 수 있으며, 가격 변동 시 PMS에 즉시 업데이트 할 수 있음
    - Channel Manager(CM)를 RMS에 연결함으로써 채널별 수익 관리를 용이하게 함
    - 고급형 RMS에서는 Business Intelligence(BI), STR Data와 같은 시장 데이터를 RMS와 연결
- 기타
    - 언제 어디서나 확인 및 조정할 수 있도록 모바일 기기에서도 호환될 수 있는 웹 페이지 혹은 어플리케이션을 제공

<표 5> RMS의 기본기능과 고급기능

구분	기본 기능	고급 기능
가격 최적화	·세그먼트, 객실 유형별 가격 최적화 ·미래 365일 가격 제공 ·호텔 규정에 맞는 가격 설정 가능	·단체 비즈니스 고객 최적화 ·오버부킹 최적화
마켓 인텔리전스 와 예측	·가격 민감도 분석	·장기 수요 예측
대시보드와 리포팅	·사용자 친화 대시보드 ·알림 서비스	·잠재 고객 분석
시스템 통합	·CM, PMS와 통합	·BI, 유료 시장 데이터와 연결
기타	·모바일 호환 웹/앱 제공	

### 3. 기타 서비스 현황

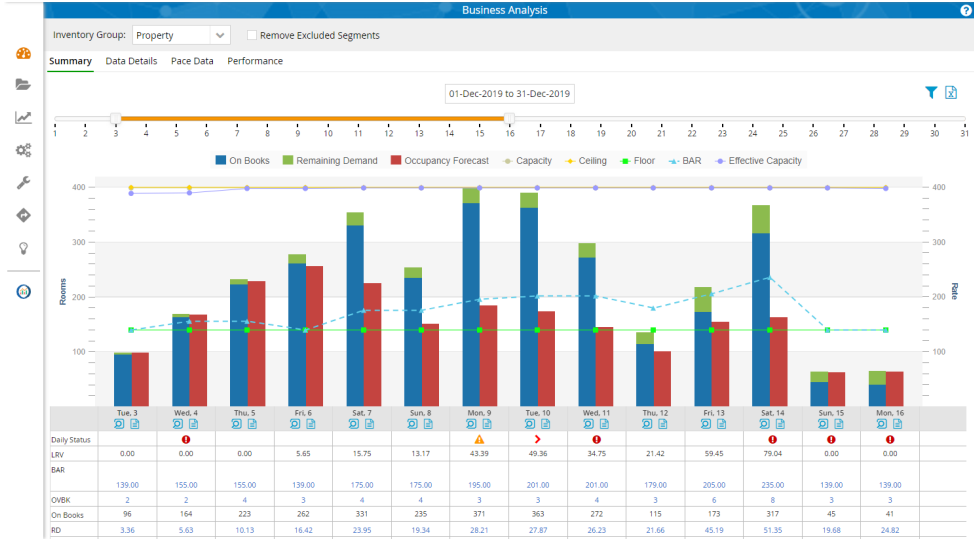
□ 비즈니스 인텔리전스(Business Intelligence, BI)

- 시장 동향, 경쟁사 정보 등 다양한 정보를 수집 및 분석하여 의사 결정을 내리는 데에 도움을 주는 도구
- 호텔 PMS와 연결함으로써 호텔 매출의 추세까지 파악할 수 있음
- 맞춤형 보고서와 대시보드를 통해 필요한 정보를 실시간으로 확인 가능

□ Vacation Rental Dynamic Pricing Software

- 실시간으로 시장 트렌드, 계절성, 리드타임, 숙박기간, 최소 체류 기간, 경쟁사 가격 등 다양한 데이터를 기반으로 적절한 가격을 제안
- 에어비앤비, Vrbo와 같은 단기 임대, 단기 숙소를 타겟으로 서비스 제공

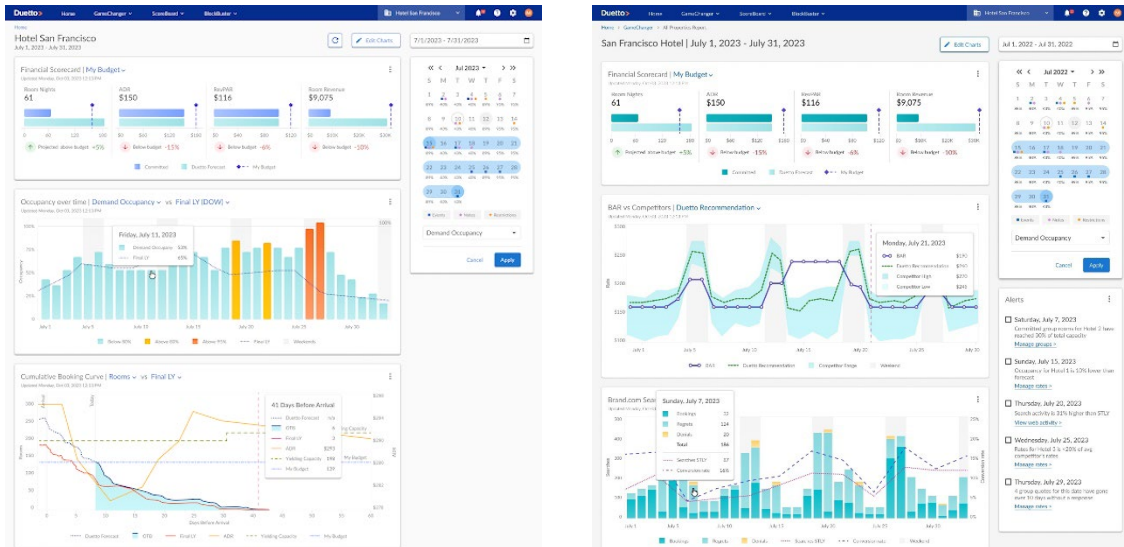
### RMS 사례1. IDEaS



구분	내용
설립일	· 1989년 설립
본사	· 미니애폴리스, 미국
주요 고객층	· 특대형 호텔, 럭셔리 호텔 · 미국, 영국, 호주 등
가격대	· RMS 평균 가격 이상
특징	· 2008년 SAS에 인수되어 고급 데이터 분석 기능 강화 · 고급 알고리즘을 기반으로 고객 수요를 정확하게 예측하며, 예측된 수요에 따라 객실 요금을 실시간으로 조정 · 객실타입별, 일별, 체류일별, 호텔별 등 다양한 가격정보 제공 · 데이터를 주기적으로 업데이트하여 최신의 시장 동향과 정보 확인 가능 · 단체 고객 가격 결정 기능 제공 · Hilton, Four Seasons 등 대형 브랜드 호텔에서 주로 많이 사용하고 있는 것으로 알려졌으나, 최근 독립 호텔의 수요도 증가하는 것으로 보임
성과	· 태국 Katathani Collection 리조트는 IDEaS의 G3 RMS를 도입하면서 수익이 15% 증가, ADR 20% 증가하였고, 업무 효율성과 정확성이 높아짐 · 프랑스 독립 호텔 SBM(Société des Bains de Mer)은 IDEaS를 도입하면서 ADR이 최대 15% 증가하였고, 완전히 자동화된 가격 설정이 가능해짐
공식 홈페이지	· <a href="https://ideas.com/">https://ideas.com/</a>

출처: HotelTechReport, IDEaS 홈페이지

## RMS 사례2. Duetto



구분	내용
설립일	· 2012년 설립
본사	· 샌프란시스코, 미국
주요 고객층	· 특대형 호텔, 럭셔리 호텔 · 미국, 멕시코, 독일 등
가격대	· RMS 평균 가격 이상
특징	· 머신러닝 기반의 Open Pricing 기능을 활용하여 채널, 고객 세그먼트, 객실 타입, 투숙 기간에 대해 실시간으로 가격 설정 · 일별 예측 및 분석에 관한 맞춤형 보고서와 대화형 대시보드 제공 · Amadeus와 Lighthouse 등 주요 타사 데이터를 활용하여 경쟁사 가격 업데이트
성과	· Yotel은 Duetto를 도입하면서 성과 지표가 상승(ADR 12% 상승, RevPAR 36% 상승) 뿐만 아니라, 숙박 일수 증가(OTA 채널에서 장기 투숙 유도), 신규 고객 유치 등의 효과를 보임 · 미국 Hotel Peter and Paul은 Duetto를 도입하면서 2019년부터 2022년까지 ADR이 39.5% 증가하였으며, 객실 수익은 40% 증가한 것으로 나타남
공식 홈페이지	· <a href="https://www.duettocloud.com/">https://www.duettocloud.com/</a>

출처: HotelTechReport, Duetto 홈페이지

### RMS 사례3. RoomPriceGenie

구분	내용
설립일	· 2017년 설립
본사	· 추크, 스위스
주요 고객층	· 중소형 호텔, 부티크 호텔 · 영국, 스위스, 독일 등
가격대	· RMS 평균 가격 수준
특징	· 객실타입별, 일별 최대 및 최소 가격 제안 · BAR 제공 후 이용자가 조정하여 최종 가격 결정 · 계절성, 수요 특성에 따라 Finetuning 기능 제공 · 최대 18개월의 미래 가격을 제안 · 일일 최대 12번 가격 업데이트 기능 제공
성과	· 미국 La Hacienda Inn은 RoomPriceGenie를 도입하면서 ADR과 RevPAR가 모두 상승하여 수익이 약 20% 증가한 것으로 나타남 · 네덜란드 Hotel de la Bourse는 수동 작업을 자동화하고 수익을 증대하기 위해 RoomPriceGenie를 도입하였고, 그 결과 평균 객실 점유율이 65~70%에서 90% 수준으로 증가
공식 홈페이지	· <a href="https://roompricegenie.com/">https://roompricegenie.com/</a>

출처: HotelTechReport, RoomPriceGenie 홈페이지

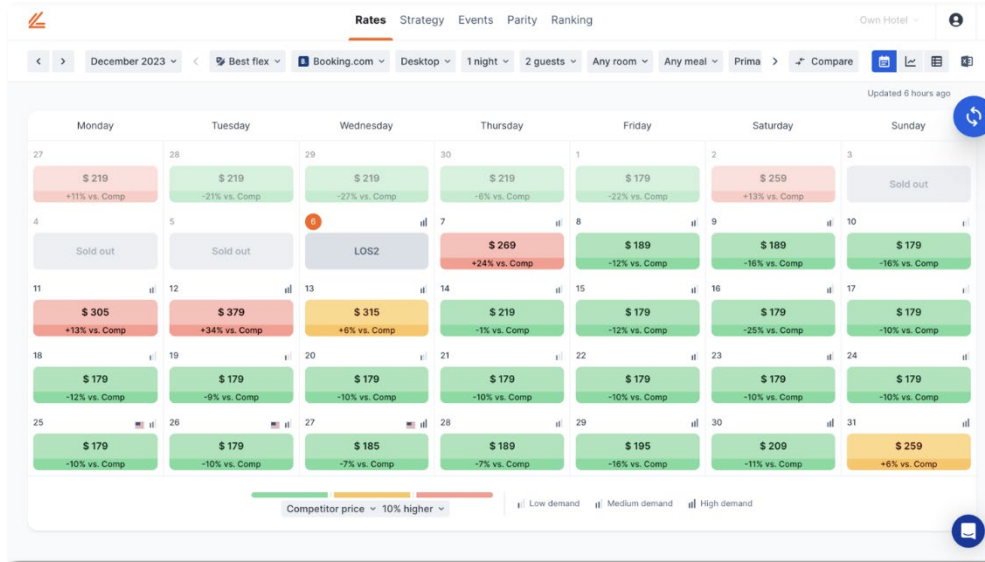
### RMS 사례4. Atomize



구분	내용
설립일	· 2016년 설립
본사	· 예테보리, 스웨덴
주요 고객층	· 중대형 호텔, 시티 호텔 · 스웨덴, 네덜란드, 영국 등
가격대	· RMS 평균 가격 수준
특징	· 2019년 실시간 가격 최적화를 적용한 최초 RMS · 호텔 내부 및 외부 데이터를 실시간으로 수집하고 분석 · 잠재 수요를 파악하기 위해 고객의 여행 과정 초기의 데이터(Lighthouse의 Market Insight, trivago)를 수집
성과	· 노르웨이 Kronen Hotels에서는 Atomize를 도입하면서 ADR이 20% 증가하였고, 수동 업무를 자동화하여 주당 약 10시간을 단축할 수 있었음 · 스웨덴 Best Western Borås는 Atomize를 도입하면서 RevPAR가 16.9% 증가하였으며, 연간 성장률 또한 경쟁사 대비 매우 높은 수준(Best Western Borås 사 18.45% 증가 vs. 경쟁사 1.35% 증가)
공식 홈페이지	· <a href="https://atomize.com/">https://atomize.com/</a>

출처: HotelTechReport, Atomize 홈페이지

### MI & BI 사례1. Lighthouse

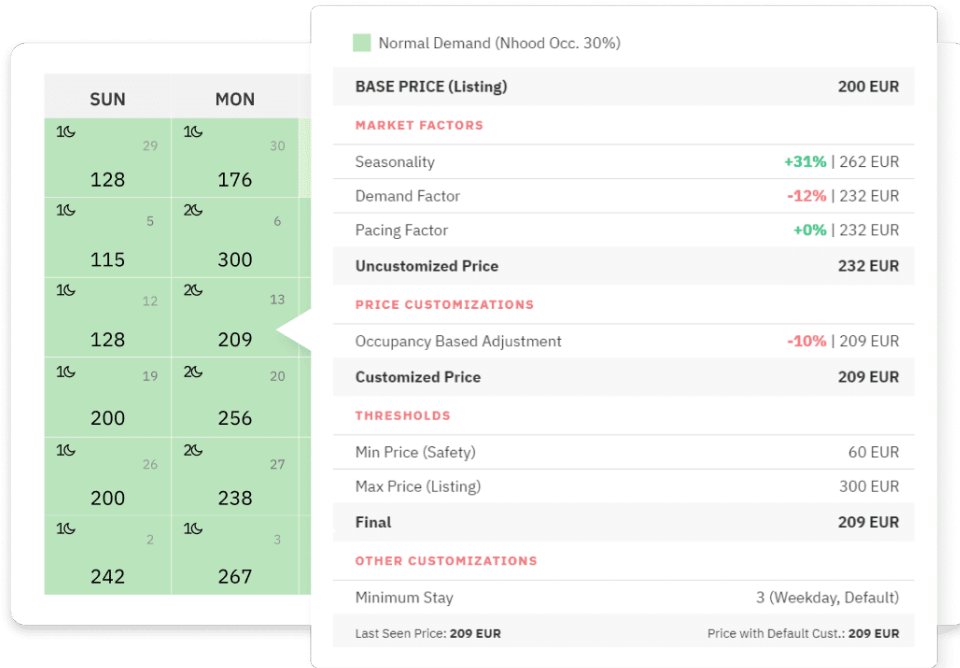


구분	내용
설립일	· 2012년 설립
본사	· 런던, 영국
주요 고객층	· 특대형 호텔, 브랜드 호텔 · 미국, 태국, 러시아 등
주요 서비스	· Market Insight: OTA, GDS, 항공편 데이터, 호텔, 공유숙박, 가격비교 관련 사이트에서 온라인 유저들의 Search 데이터를 분석함으로써 시장의 미래 수요에 대해 파악 가능 · Rate Insight: 온라인에서 객실을 판매하는 모든 채널(OTA, 가격비교사이트, 다이렉트 부킹 등)을 경쟁사와 비교함으로써, 자사 호텔의 위치를 확인할 수 있게 함 · Revenue Insight: 호텔 PMS와의 연동을 통한 호텔 성과 분석
공식 홈페이지	· <a href="https://www.mylighthouse.com/">https://www.mylighthouse.com/</a>

출처: HotelTechReport, Lighthouse 홈페이지



### VR Dynamic Pricing Software 사례1. PriceLabs



구분	내용
설립일	· 2014년 설립
본사	· 시카고, 미국
특징	· 시장에서의 수요와 공급, 계절성, 이벤트, 예약 가능 일수 등 다양한 데이터를 기반으로 가격 추천 · 사용자 정의 옵션(Last Minute Prices, Orphan Day Price, Day of Week Pricing Adjustments, Occupancy Based Adjustments, Weekly Discounts, Monthly Discounts 등)을 활용하여 맞춤형 가격 전략 가능
공식 홈페이지	· <a href="https://hello.pricelabs.co/">https://hello.pricelabs.co/</a>

출처: HotelTechReport, PriceLabs 홈페이지

## VR Dynamic Pricing Software 사례2. Wheelhouse

#	Name	Base Price	Tue, Jun 4	Wed, Jun 5	Thu, Jun 6	Fri, Jun 7	Sat, Jun 8	Sun, Jun 9
<input type="checkbox"/>	Olimi   Queen suite   1 be...	CUS \$145	\$145	\$145	-20% \$146	-20% \$149	\$220	\$214
<input type="checkbox"/>	Olimi   Queen suite   1 be...	CUS \$152	\$135	\$134	\$201	\$202	\$200	\$200
<input checked="" type="checkbox"/>	Olimi   Studio   Heart of...	CUS \$220	\$385	\$315	\$275	\$525	\$525	\$525
<input type="checkbox"/>	Olimi   Studio   Heart of...	CUS \$222	\$390	\$321	\$311	\$356	\$359	\$311
<input type="checkbox"/>	Olimi   King suite   1 be...	CUS \$256	\$291	\$361	\$450	\$452	\$458	\$280
<input type="checkbox"/>	Olimi   1 BR   Close to ...	CUS \$99	\$385	\$315	\$275	\$262	\$287	\$311
<input type="checkbox"/>	Olimi   2 BR   Close to ...	CUS \$375	\$260	\$260	\$275	\$262	\$287	\$311
<input type="checkbox"/>	Olimi   2 BR   Close to ...	CUS \$400	\$260	\$260	\$322	\$336	\$334	\$311
<input type="checkbox"/>	Olimi   1 BR   Centrally...	CUS \$450	-15% \$385	-15% \$315	\$580	\$601	\$634	\$635
<input type="checkbox"/>	Olimi   1 BR   Centrally...	CUS \$515	-15% \$408	-15% \$412	-10% \$440	-10% \$542	-10% \$545	-10% \$450
<input type="checkbox"/>	Olimi   1 BR   Centrally...	CUS \$500	-15% \$385	-15% \$403	-10% \$426	-10% \$422	\$620	\$625

구분	내용
설립일	· 2017년 설립
본사	· 샌프란시스코, 미국
특징	· Data-driven Pricing과 Rule-based Pricing, Hybrid 세 가지 기능을 제공 · Base Price를 제공하고, 각종 factor(계절성, 요일, 최소/최대 가격, 최소 숙박 일수 등)에 따라 가격이 조정되는 형태 · 경쟁사/경쟁군 가격 비교 기능과 전반적인 시장 동향을 파악할 수 있는 서비스 또한 운영
공식 홈페이지	· <a href="https://www.usewheelhouse.com/">https://www.usewheelhouse.com/</a>

출처: HotelTechReport, Wheelhouse 홈페이지

### VR Dynamic Pricing Software 사례(참고). Airbnb ‘Smart Pricing’

Nightly price

\$ 150

Use price tip: \$120

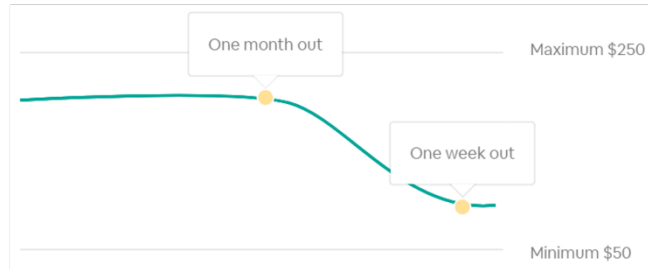
Why \$120?

Driving prices down ↓

- 14% fewer guests than the yearly average are searching
- 19% more homes than the yearly average are available
- 75% of guests who were likely to book have already booked

Other information

- Right now, there isn't enough reliable data to show the median booked price of homes



구분	내용
설립일	· 2008년 설립
본사	· 샌프란시스코, 미국
특징	· 호스트가 직접 확인할 수 있는 정보(숙소 정보 등) 외에도 호스트가 직접 확인할 수 없는 Airbnb Web/App 내에서 발생하는 데이터(경쟁사의 예약 건수, Search 데이터)를 활용 · 주기적으로 객실 요금을 계산하며, 호스트가 설정한 하한 및 상한 요금을 반영하여 1박당 요금을 자동으로 업데이트 · 호스트는 Smart Pricing 기능을 자유롭게 On/Off 할 수 있음 · 서비스 무료 제공

출처: HotelTechReport, Airbnb 홈페이지

---

## IV. Price-based RM 제안 및 전망

---

## 1. 호텔 수준별 최적 Price-based RM 제안

- 호텔의 객실 가격에 영향을 주는 다양한 요소를 고려하여 효과적인 Price-based RM을 구현하기 위해서는 적절한 시스템적 인프라와 비용이 요구됨
- 따라서, 모든 호텔이 동일한 Price-based RM을 구현하는 것은 제한되며, 개별 호텔이 활용가능한 자료의 수준에서 차등화된 Price-based RM을 구현하는 것이 적절함
- Price-based RM을 구현하기 위해 필요한 자료의 원천은 크게 내부 거래 데이터를 기반으로 하는 거래 DB와 공공데이터, 상권정보, 경쟁자 정보, Social media & Search engine data 등의 외부데이터로 구분할 수 있음
- 또한, 호텔 수준에 따라, RMS 서비스를 이용하거나 이용하지 않을 수 있으며, 일반적으로 RMS는 차등화된 서비스 수준을 제공하므로 RMS 서비스를 제한적으로 활용하는 호텔과 적극적으로 활용하는 호텔로 나뉠 수 있음
- 자료의 원천과 RMS 서비스 이용여부에 따라 Dynamic Pricing을 활용하는 유형을 6개로 구분할 수 있으며, 각 유형에서 활용되는 정보는 <표 5>와 같음
  - **기본형:** 기본형은 제3자 RMS 서비스를 이용하는 것이 제한되는 숙박업소에서 활용할 수 있으며, PMS에 축적된 거래 데이터의 Historical pattern을 이용해 가격을 결정하는 유형임. 주로 RM 기능이 별도로 존재하지 않거나 RMS 서비스를 이용하기가 제한되는 모텔 및 소형 숙박업소에 적합한 유형임
  - **빅데이터 활용형:** 기본형과 유사하나 유료 서비스를 구독하지 않아도 활용가능한 Social media 및 Search engine index (ex. 구글트렌드, 네이버랩 등)를 활용하는 Pricing 유형임. RMS 서비스를 이용하기에는 제한되나, 빅데이터를 주기적으로 수집 및 활용할 수 있는 RM 담당자가 있는 소형 숙박업소에 적합한 유형임
  - **경쟁자 정보 기반형:** 과거 가격의 Historical pattern 뿐만 아니라 숙박 예약 플랫폼 또는 가격 비교 플랫폼 등의 경쟁자 가격 정보를 기반으로 가격을 결정하는 방법으로 역시 RMS 서비스 이용이 제한되는 소형 숙박업소에 적합한 유형임

- **RMS 기본형:** 경쟁자 정보 기반형과 마찬가지로 경쟁자 정보를 주로 활용하여 가격을 결정하는 방식이나, RMS 서비스를 이용하지 않는 경우 직접 경쟁자의 정보를 수집해야 되는 반면, RMS 서비스 기본형은 경쟁자 정보를 실시간 활용하여 Dynamic pricing을 구현할 수 있음. 주로 중형 규모 이상의 호텔에 적합함
- **RMS 심화형:** 공공데이터 및 상권정보를 호텔에서 직접 수집 및 활용하는 것은 제한되므로 RMS 서비스를 통해 해당 정보를 활용할 수 있음. 단순히 경쟁자 정보만 활용하는 것보다 정교한 가격결정을 할 수 있으므로 중대형 이상의 호텔에 적합함
- **RMS 고급형:** 일부 RMS 서비스는 상권, 경쟁 정보 뿐만 아니라 Social media 등 빅데이터를 결합한 Dynamic pricing 서비스를 제공함. 따라서, 가장 높은 수준의 Price-based RM이라 할 수 있으며, 상대적으로 비용부담이 높은 이유로 주로 대형 규모 호텔 이상에서 활용가능한 유형임

<표 6> 유형별 Price-based RM 전략

자료 원천	RMS 서비스 미이용			RMS 서비스 이용		
	기본형	빅데이터 활용형	경쟁자 정보 기반형	RMS 기본형	RMS 심화형	RMS 고급형
거래DB (PMS)	O	O	O	O	O	O
공공 데이터	X	X	X	X	O	O
상권 정보	X	X	X	X	O	O
경쟁자 정보	X	X	O	O	O	O
Social Media / Search Engine Data	X	O	X	X	X	O

## 2. Price-based RM 전망

### 생성형 AI을 중심으로 RM은 빠르게 진화할 것으로 전망

#### □ 정밀한 Pricing 전략

- (As-is) 객실 타입별 Pricing
  - 일반적으로 동일한 객실 타입을 가지는 객실에 동일한 요금을 부여
- (To-be) 객실별 Pricing 혹은 고객 맞춤형 Pricing
  - 다양하고 복잡한 데이터 소스를 활용하여 수요 예측의 정확도를 높일 수 있으며, 특히 텍스트, 이미지, 비디오 등 비정형 데이터의 활용도가 높아질 것
  - 예를들어, SNS 상의 이미지 등을 통해 각 객실이 시장에서 어떻게 인식되는지 확인하고, 특정 객실에 특정 요금을 부여할 수 있음
  - 더 나아가 알고리즘으로 고객의 패턴 및 선호도를 분석·분류하여 고객 개인마다 거래조건을 다르게 설정할 수 있음
  - 비즈니스 측면에서 고객 맞춤 가격은 고객 생애 가치(Customer Lifetime Value, CLV)를 반영하여 고객과 오래 지속되는 관계를 구축 및 유지할 수 있음

#### □ RMS와 의사 결정자 간 신뢰 구축

- (As-is) RMS에서 제안된 가격을 의사 결정자에게 보여주는 방식
  - 현재 RMS에서는 블랙박스 모델 기반으로 생성된 가격을 테이블이나 스프레드시트 형식으로 출력해주고 있음
  - 가격 결정자는 어떻게 가격이 형성되었는지 알 수 없으며, 생성된 가격을 해석하는 것은 온전히 의사 결정자의 몫이 됨
  - 가격 결정자의 insight와 부합하지 않은 측면을 조정하는 단계에서 비효율성이 발생
- (To-be) RMS에서 제안된 가격을 의사 결정자에 설명하는 방식
  - 생성형 AI 기반 챗봇을 통해 의사 결정자는 제안된 가격에 관해 질문함으로써 가격의 형성 단계를 명확히 확인 가능

□ 호텔 전체에 RM 적용 용이 (Total Hotel Revenue Management)

- (As-is) 객실 가격 결정에 집중
  - 호텔산업에서의 RM 연구 및 실무적 활용은 주로 객실을 기준으로 특정 일자의 수요를 예측하고 그에 따른 가격을 결정하는 방식으로 진행
- (To-be) 객실 외 수익이 발생하는 부서까지 RM 확대 적용
  - 실시간으로 고객의 행동 및 반응을 확인함으로써 객실 외 상품을 이용하는 고객을 파악하고, 적절한 RM 전략을 통해 부대 수익 및 객실 외 수익의 극대화를 가능케 함

**새로운 형태의 RM을 도입하기 위해서는 기술적 투자가 필수적이며, 이에 따라 RMS의 역할이 강화될 것**

□ 현재 데이터 통합 및 일부 데이터 접근이 어려운 문제가 존재

- 모든 데이터를 하나로 통합하는 것이 가장 이상적이거나, 데이터 소스가 다양하여 데이터를 통합 및 접근하는 것이 어려울 수 있음
  - 여전히 클라우드 기반 솔루션이 아닌 온프레미스 기반의 솔루션을 이용하는 호텔들이 많아 데이터 공유가 자유롭지 않은 편
  - 관련하여 보안상의 이슈도 발생할 수 있음
- 고객 생애 가치(CLV)를 가격에 반영하기 위해서는 고객을 파악할 수 있는 데이터에 대한 접근이 필요하나, 법적 이슈 발생 가능
  - 개인정보 수집·활용 과정에 충분한 동의가 이루어져야 하며, 수집·활용 범위를 벗어날 경우 문제가 될 수 있음

□ 하지만, 신기술 기반의 RM을 호텔 내부에서 기능적 요소로 소화하기 위해서는 데이터 인프라 구축이 필수적

□ 따라서, 앞으로의 RM은 호텔이 직접 하는 것이 아니라, 기술을 보유한 기업이 기술을 접목한 서비스를 개발하고, 호텔은 제3자가 제공하는 서비스를 구독하는 형태로 변해갈 가능성이 높음



### RMS의 적극적인 도입 및 활용은 호텔의 수익성 강화로 직결

- 호텔 기업은 제3자가 제공하는 서비스의 활용에 대한 거부감 보다는 이러한 현상을 전략적으로 수용함으로써 성공적인 RM을 도모하는 것이 치열한 경쟁에서 생존성을 강화하는 방법
- 호텔 산업이 기술을 기반으로 하는 RMS 서비스를 적극 도입한다면, RMS 시장은 더욱 커지고 서비스의 정교성은 높아지는 반면 서비스 이용단가는 낮아짐으로써 호텔 기업이 다시 수혜를 입는 선순환 환류 시스템 구축 가능



팅		는 형태의 보고서 형태를 설정하는 기능									
	Scheduled Reports	사용자가 원하는 일정에 맞추어 자동으로 리포트를 생성 및 이메일로 전송해주는 기능	0	0	0	0	X	X	X	0	0
	Lost Business Data	호텔 웹사이트를 방문하는 잠재 고객에 관한 데이터를 수집 및 분석하는 기능	0	X	X	0	X	X	X	X	X
	Interactive Customizable Dashboards	캘린더 히트맵, 대화형 대시보드 등 사용자가 쉽게 호텔 운영 성과를 확인할 수 있는 기능	0	0	0	X	X	0	0	X	0
	Pickup Analysis	예약 건수가 예상보다 높거나 낮을 때 그에 관해 분석을 진행하는 기능	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Booking Pattern Analysis	예약 패턴 파악, 프로모션 실행 등을 위해 실시간으로 예약을 추적하는 기능	0	0	0	0	X	0	0	0	0
	Event Data	콘서트, 스포츠 경기, 전시회, 박람회 등 이벤트 관련 일정을 실시간으로 업데이트	0	X	0	X	0	0	X	0	0
	Price Change Logs	가격 업데이트 및 그에 따른 예약 현황을 보여주는 기능	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	Customizable Notifications & Alerts	사용자가 설정한 주요 변화에 대해 알림 기능 제공	0	0	0	0	X	0	0	0	0
	Multi-Property Dashboard	운영하고 있는 여러 개의 호텔 성과를 하나의 대시보드에서 확인할 수 있는 기능	0	0	0	0	0	0	0	X	0
통합	Channel Manager	RMS와 CM을 연결함으로써 채널별 전략을 효과적으로 수립할 수 있음	0	0	0	X	0	0	0	0	X
	Business Intelligence	RMS와 비즈니스 인텔리전스 툴을 연결함으로써 시장 동향에 대한 추이를 통합적으로 확인할 수 있음	0	0	0	0	X	0	X	X	X
	STR Data	RMS와 STR 데이터를 연결함으로써 경쟁사 동향을 파악하고, 수익 전략 수립에 활용할 수 있음	X	0	X	0	X	0	X	X	X
	Property Management System	RMS와 PMS를 연결함으로써 실시간으로 호텔 예약 현황을 확인할 수 있으며, RMS에서 가격 변경 시 PMS에 즉시 반영됨	0	0	0	0	0	0	0	0	0
기타	Mobile Friendly Design	모바일에서도 RMS에 접근할 수 있도록 모바일용 사이트 혹은 어플리케이션 제공	0	0	0	0	X	0	X	0	0

출처: HotelTechReport 홈페이지

## [참고문헌]

### 학술논문 및 단행본

Al Shehhi, M., & Karathanasopoulos, A. (2020). Forecasting hotel room prices in selected GCC cities using deep learning. *Journal of Hospitality and Tourism Management*, 42, 40-50.

Binesh, F., Belarmino, A. M., van der Rest, J. P., Singh, A. K., & Raab, C. (2023). Forecasting hotel room prices when entering turbulent times: a game-theoretic artificial neural network model. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*.

Den Boer, A. V. (2015). Dynamic pricing and learning: historical origins, current research, and new directions. *Surveys in operations research and management science*, 20(1), 1-18.

Enz, C. A., Canina, L., & Liu, Z. (2008). Competitive dynamics and pricing behavior in US hotels: the role of co - location. *Scandinavian Journal of Hospitality and Tourism*, 8(3), 230-250.

Fleischer, A. (2012). A room with a view—A valuation of the Mediterranean Sea view. *Tourism Management*, 33(3), 598-602.

Gallego, G., & Van Ryzin, G. (1994). Optimal dynamic pricing of inventories with stochastic demand over finite horizons. *Management science*, 40(8), 999-1020.

García, M. A. R. (2013). Effects of competition and quality on hotel pricing policies in an online travel agency. *Tourism Economics*, 19(1), 63-76.

Hu, T., & Song, H. (2022). Analysis of Influencing Factors and Distribution Simulation of Budget Hotel Room Pricing Based on Big Data and Machine Learning from a Spatial Perspective. *Sustainability*, 15(1), 617.

Huang, L., & Zheng, W. (2023). Hotel demand forecasting: a comprehensive literature review. *Tourism Review*, 78(1), 218-244.

Hung, W. T., Shang, J. K., & Wang, F. C. (2010). Pricing determinants in the hotel industry: Quantile regression analysis. *International Journal of Hospitality Management*, 29(3), 378-384.

Ivanov, S. (2014). *Hotel revenue management: From theory to practice*. Zangador.

Pawlicz, A., & Napierala, T. (2017). The determinants of hotel room rates: an analysis of the hotel industry in Warsaw, Poland. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 29(1), 571-588.

Portolan, A. (2013). Impact of the attributes of private tourist accommodation facilities onto prices: A hedonic price approach. *European Journal of Tourism Research*, 6(1), 74-82.

- Schamel, G. (2012). Weekend vs. midweek stays: Modelling hotel room rates in a small market. *International Journal of Hospitality Management*, 31(4), 1113-1118.
- Sánchez-Ollero, J. L., García-Pozo, A., & Marchante-Mera, A. (2014). How does respect for the environment affect final prices in the hospitality sector? A hedonic pricing approach. *Cornell Hospitality Quarterly*, 55(1), 31-39.
- Saló, A., Garriga, A., Rigall-I-Torrent, R., Vila, M., & Fluvià, M. (2014). Do implicit prices for hotels and second homes show differences in tourists' valuation for public attributes for each type of accommodation facility?. *International Journal of Hospitality Management*, 36, 120-129.
- Soler, I. P., Gemar, G., Correia, M. B., & Serra, F. (2019). Algarve hotel price determinants: A hedonic pricing model. *Tourism Management*, 70, 311-321.
- Talón-Ballester, P., Nieto-García, M., & González-Serrano, L. (2022). The wheel of dynamic pricing: Towards open pricing and one to one pricing in hotel revenue management. *International journal of hospitality management*, 102, 103184.
- Thrane, C. (2007). Examining the determinants of room rates for hotels in capital cities: The Oslo experience. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 5, 315-323.
- Tuncay, G., Kaya, K., Yilmaz, Y., Yaslan, Y., & Gündüz Öğüdücü, Ş. (2023). A reinforcement learning based dynamic room pricing model for hotel industry. *INFOR: Information Systems and Operational Research*, 1-21.
- Yang, Z., & Cai, J. (2016). Do regional factors matter? Determinants of hotel industry performance in China. *Tourism Management*, 52, 242-253.
- Ye, P., Qian, J., Chen, J., Wu, C. H., Zhou, Y., De Mars, S., ... & Zhang, L. (2018, July). Customized regression model for airbnb dynamic pricing. In *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining* (pp. 932-940).
- Zhang, Q., Qiu, L., Wu, H., Wang, J., & Luo, H. (2019, November). Deep learning based dynamic pricing model for hotel revenue management. In *2019 International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW)* (pp. 370-375). IEEE.
- Zhang, Z., Ye, Q., & Law, R. (2011). Determinants of hotel room price: An exploration of travelers' hierarchy of accommodation needs. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 23(7), 972-981.
- Zhu, F., Xiao, W., Yu, Y., Wang, Z., Chen, Z., Lu, Q., ... & Ni, S. (2022, October). Modeling Price Elasticity for Occupancy Prediction in Hotel Dynamic Pricing. In *Proceedings of the 31st ACM International Conference on Information & Knowledge Management* (pp. 4742-4746).

## 인터넷 자료

Airbnb. (2023.10.12). What is smart pricing?.

Alexsoft. (2018.8.9). How the Hospitality Industry Uses Performance-enhancing Artificial Intelligence and Data Science

Atomize 홈페이지

Duetto 홈페이지

HotelTechReport 홈페이지

IDeaS 홈페이지

InterContinental Hotels Group PLC. (2018.2.19). Annual Report and Form 20-F 2017

Lighthouse 홈페이지

PriceLabs 홈페이지

RMAS 홈페이지

RoomPriceGenie 홈페이지

Skift. (2023.7.14). Hotel Experts Say AI Will Make Room Pricing More Profitable

Skift. (2021.12). Hotel Tech Benchmark: Revenue Management Systems 2021

Skift. (2024.01). Will Hotel Pricing Strength Continue into 2024?

STR 홈페이지

Wheelhouse 홈페이지

노아윤. (2021.7.16). [Hotel DNA] 최저가 경쟁은 이제 그만! 데이터 기반의 수익경영으로 완성되는 호텔 Revenue Management의 시대가 온다. 호텔앤레스토랑

노아윤. (2022.9.12). [Special Forum] 이제는 무의미한 최저가 경쟁에서 벗어나야 할 때 - RM, 데이터가 견인하는 사업전략 통해 호텔의 가치 높다. 호텔앤레스토랑

---

제 목 호텔 객실 가격 결정을 위한 Revenue Management 연구

발 행 처 (주)야놀자리서치

발 행 일 2024.03

인 용 표 기 박명주 외 (2024), 호텔 객실 가격 결정을 위한 Revenue Management 연구,  
Yanolja Research Report, Vol.3, 인용 쪽수

\* 동 자료는 무단 전재 및 복제를 금합니다.

---



**yanolja research**

**Disclaimer** : 본 보고서는 개별 사안에 대한 조언을 제공하거나, 아놀자의 입장이나 사업전략을 반영하지 않으며, 일반적인 정보를 제공할 목적으로 작성되었습니다. 아놀자리서치의 사전 동의 없이 본 보고서의 전체 또는 일부를 무단 배포, 인용, 발간, 복제하는 것은 금지되며, 동의 없이 본 보고서를 활용하는 과정에서 발생한 손해에 대해서 아놀자리서치는 어떠한 법적 책임도 지지 않습니다.