

Sander Immerstein & Sander Unger Pedersen

Veileder: Dag Osmundsen

**Flyindustriens benyttelse av Dynamisk Prissetting ved bruk av
Machine Learning**

-Et innblikk i flyindustriens utnyttelse av Machine Learning og Dynamisk Prissetting-

Bacheloroppgave, Våren 2024

Reiselivsledelse

Norsk Hotellhøgskole Universitetet i Stavanger

Sammendrag:

Dynamisk prissetting er et område som har utviklet seg betraktelig de siste årene ved hjelp av Machine Learning. Flybillets salgsprosess har gjennom historien gått innom en rekke utviklinger og endringer. I denne oppgaven ønsker vi å belyse hvordan flybillets prissetting blir utført. Verdens befolkning reiser mer nå enn noen gang, og oppgaven kan bidra til å gi et bedre innblikk i hvordan flybilletter blir prissatt og hva man kan gjøre som kunde for å få den beste prisen.

For å besvare problemstillingen har vi benyttet oss av både kvalitative forskingsrapporter og oppgaver i tillegg til noe kvantitativt data. For å skrive oppgaven gikk vi gjennom flere ulike rapporter og artikler, som tar for seg dynamisk prissetting og/eller Machine Learning i flyindustrien.

Dynamisk prissetting og Machine Learning er viktige verktøy for flyselskapene. I tillegg samler flyselskapene inn data konstant fra både fra kunder og fra ulike interne og eksterne faktorer. Dette gir dem et overlegent overblikk til å kunne regulere billettprisene på denne måten slik at de får solgt mest mulig billetter til det beste overskuddet.

På den andre siden har man kundene. De ønsker selvfølgelig å få den beste prisen på billettene. Gjennom tilgang til ulike eksterne nettsider og OTA (online travel agencies) kan kunder få et bedre perspektiv på hvordan flybilletter utvikler seg. Det er en konstant «head to head» mellom flyselskapene og kundene. Begge parter ønsker å få den beste *dealen*, men flyselskapene sitter med de fleste kortene, som gir dem en enorm fordel.

Vi kan dermed konkludere at ved bruk av Machine Learning og en dynamisk prissettingsstruktur har flyselskapene en overlegen fordel i å kunne utnytte kunders data. Ved bruk av algoritmer kan den dynamiske prissettingsprosessen kunne maksimere sitt overskudd, og dermed kontrollere større deler av kjøpsprosessen.

Forord:

Denne bacheloroppgaven er den avsluttende delen av studiet Reiselivsledelse på Norsk hotell høyskole ved Universitetet i Stavanger.

Oppgaven har som hensikt å utforske hvordan dynamisk prissetting ved hjelp av Machine Learning brukes i flyindustrien, og hvordan dette påvirker både forbrukerne og industrien selv. Temaet ble valgt på grunn av Machine Learnings stadig økende relevans innenfor reiselivsindustrien, hvor teknologi kan spille en viktig rolle i forretningsstrategier og forbrukeratferd.

Gjennom oppgaveskrivingen har vi fordypet oss i et spennende felt som krysser teknologi og reiselivsindustrien, noe som har gitt oss verdifulle innsikter i både Machine Learning teori og praktiske anvendelser mot flyindustrien.

Vi ønsker å benytte anledningen til å takke vår veileder Dag Osmundsen for at han har tatt seg tid til å komme med nyttig informasjon og innspill til vår oppgave.

Til slutt vil vi takke både venner, bekjente og familie som har bidratt med tilbakemeldinger og innspill på oppgaven.

DATO: STAVANGER, 15 mai, 2023

Sander Immerstein

Sander Unger Pedersen

1 Innledning:

Flyindustrien begynte så tidlig som 1913 å tilby flyreiser til passasjerer. Men det var ikke før 1920-tallet i USA at man begynte å se flyselskaper tilby kommersielle innlands flyreiser til passasjerer. Disse flyreisene var kun aktuelle for de mer velstående individene som hadde god økonomi. For den generelle populasjonen var det mer aktuelt å reise med andre alternative transportmidler som tog eller båt.

På 1930-tallet var flybillettprisene ennå såpass dyre at kun 417,000 passasjerer benyttet seg av flyreiser i USA. Et tiår etterpå på 1940-tallet hadde over 2 millioner reist med kommersielle innlandsreiser. Året etter i 1941 hadde det økt til over 4 millioner passasjerer (Heppenheimer 1995; Little, Williams, Yost 2011).

Kjøp av billetter ble da gjort ved at reisende tok direkte kontakt med flyselskapet via telefon, eller henvende seg i flyselskapets skranke. I tillegg var det også mulig å få tak i billetter hos enkelte hoteller samt reisebrosjyrer, blad- og avis-annonser. Billettprisene var satt på forhånd og hadde faste priser basert på rutene.

Vi ser at salg av flybilletter har utviklet seg etter som reiseliv- og flyindustrien har ekspandert gjennom årene. Og bruk av teknologi har stadig vært aktuelt innenfor reiselivsindustrien, og da spesielt flyindustrien. De siste årene har bruken av Machine Learning revolusjonert mange aspekter av hvordan tjenester prissettes og tilbys, som gir både utfordringer og muligheter for forbrukere og flyselskapene. En av måtene som flyindustrien tar i bruk denne teknologien er ved dynamisk prissetting. Dette er en metode som bruker algoritmer til å endre priser i sanntid basert på etterspørsel, tilgjengelighet, kundeadferd, samt andre faktorer.

Ved å analysere eksisterende litteratur, kvantitative data og kvalitative innsikter, vil oppgaven undersøke de underliggende mekanismene og konsekvensene av teknologiske fremskritt innen prissetting. Gjennom dette arbeidet ønsker vi å gi en dypere forståelse av dynamisk prissetting og bidra til en kritisk diskusjon om teknologiens rolle i reiselivsindustrien.

1.1 Problemstilling:

«Hvordan utnytter flyindustrien Machine Learning for å regulere billettprisene ved bruk av en dynamisk prissettingsstrategi?»

Vi ønsker å gi leseren innsikt i hvordan dynamisk prissetting og Machine Learning fungerer, samt hvordan flyindustrien benytter seg av denne teknologien.

1.2 Problemformulering:

For å kunne se nærmere på problemstillingen ønsker vi å besvare hva dynamisk prissetting og Machine Learning er. Etterfulgt av hvordan og hvorfor flyselskapene benytter seg av disse teknologiene. Vi ønsker også å besvare hvordan flyselskapene oppnår sin inntekt ved hjelp av en dynamisk prissettingsstruktur.

Oppgaven vil se nærmere på hvordan flybilletter har blitt diktet og solgt gjennom flyindustriens historie. Videre vil vi også se nærmere på hvordan dynamisk prissetting fungerer og hvordan Machine Learning brukes for å regulere prisene. I teoridelens avslutning sees det nærmere på en håndfull algoritmer som blitt tatt i bruk av flyindustrien ved hjelp av Machine Learning.

1.3 Avgrensninger:

Med tanke på oppgavens omfang og tidsbegrensning blir det vanskelig å gå i dybden på dette forskningsområdet. Flyselskaper er i konkurranse, og deres algoritmer for bruk av dynamisk prissetting er ikke offentlig tilgjengelig. På dette grunnlaget vil oppgaven gi et overblikk og generell innsikt i hvordan teknologien fungerer. Algoritmene som blir sett på i oppgaven vil ikke inkludere formler, men vil derimot inneholde en mer generalisert beskrivelse og oversikt.

Analysen vil hovedsakelig basere seg på sekundærdata fra eksisterende forskningsartikler, fagbøker, og offentlig tilgjengelig data. Primærdatainnsamling, som kundeundersøkelser eller intervjuer med bransjeeksperter, vil ikke inngå på grunn av tidsbegrensninger.

1.4 Oppgavens oppbygging:

Oppgavens oppbygging består av totalt 10 kapitler. I innledningen ser vi på problemstillingen og gjør rede for problemformuleringen samt avgrensninger. I kapittel 2 gir vi en oversikt over flyindustriens historie og hvordan salg av flybilletter har blitt solgt gjennom årene. Ved det 3. kapitlet startes presentasjonen av det teoretiske rammeverket. Her gir vi en oversikt over dynamisk prissetting. Videre fortsettes teoridelen i kapittel 4 med en innføring i Machine Learning. Her får vi en oppsummering over de ulike hovedformene. I kapittel 5 ser vi nærmere på noen av de mest brukte modellene og algoritmene som flyindustrien benytter seg av for å prisene sine flybilletter. Kapittel 6 består av metode, og i kapittel 7 analyserer vi teoridelen. Videre drøfter vi våre funn i kapittel 8, for å så avslutte oppgaven med en konklusjon der vi svarer på problemstillingen i kapittel 9.

Disposisjon:

Innhold:

Sammendrag:.....	2
Forord:	3
1 Innledning:.....	4
1.1 Problemstilling:	5
1.2 Problemformulering:	5
1.3 Avgrensninger:.....	6
1.4 Oppgavens oppbygging:.....	6
Disposisjon:	7
2 Flyindustriens globale historie:.....	9
2.1 Flyindustrien i Norden.....	12
2.2 SAS:	12
2.3 Norwegian:.....	13
3 Dynamisk Prissetting:.....	15
3.1 Price discrimination:.....	18
3.2 Optimalt kjøpstidspunkt:	18
4 Machine Learning	20
4.1 Supervised Learning, Unsupervised Learning og Reinforcement Learning:	21
4.2 Supervised learning:.....	21
4.3 Unsupervised learning:	22
4.4 Reinforcement Learning:.....	23

5 Machine Learning modeller og algoritmer:	24
5.1 Random Forest:	26
6 Metode:	27
7 Analyse:	29
7.2 Dynamisk prissetting:	29
7.3 Machine Learning:	32
7.4 Random Forest:	32
8 Drøfting:	33
9 Konklusjon:	35
9.1 Videre Forskning:	36
10 Kildeliste:	37
10.1 Figur-liste:	40
10.2 Vedlegg:	42

2 Flyindustriens globale historie:

Under 2. verdenskrig var det begrenset med kommersielle flyreiser, dette på bakgrunn av at de fleste flyene ble omdirigert til å hjelpe til med militært personell og utstyr. Krigen åpnet øyne til offentligheten om hvor essensiell flyindustrien kunne være. I 1945 reiste 6,7 millioner passasjerer etterfulgt av 12,5 millioner passasjerer i 1946 (Heppenheimer 1995; Little, Williams, Yost 2011). På denne tiden ble også billettprisene redusert, og flyplassene var fulle av mer passasjerer enn de hadde kapasitet til.

Med den stadig økende interessen ble det lagt mye ressurser i å bygge flere og bedre fly som kunne holde flere passasjerer, i tillegg til å fly lengre distanser. Videre begynte man å se fordeling av passasjerer i ulike klasser. I forkant av krigen var flyreiser såpass dyre at alle passasjerer fikk *First-Class treatment*. Man reiste ikke for sitteplassene, men mer for selve fly opplevelsen. I 1958 ble *Low-Fare* introdusert og besto av 2/3 av alt Nord Atlantisk flyreise (Little, Williams, Yost 2011). Sitteplassene var mindre komfortable, maten av ikke like god, men dette resulterte i billigere flybilletter. Billettens priser var forhåndsbestemt basert på faktorer som distanse og booking tid.

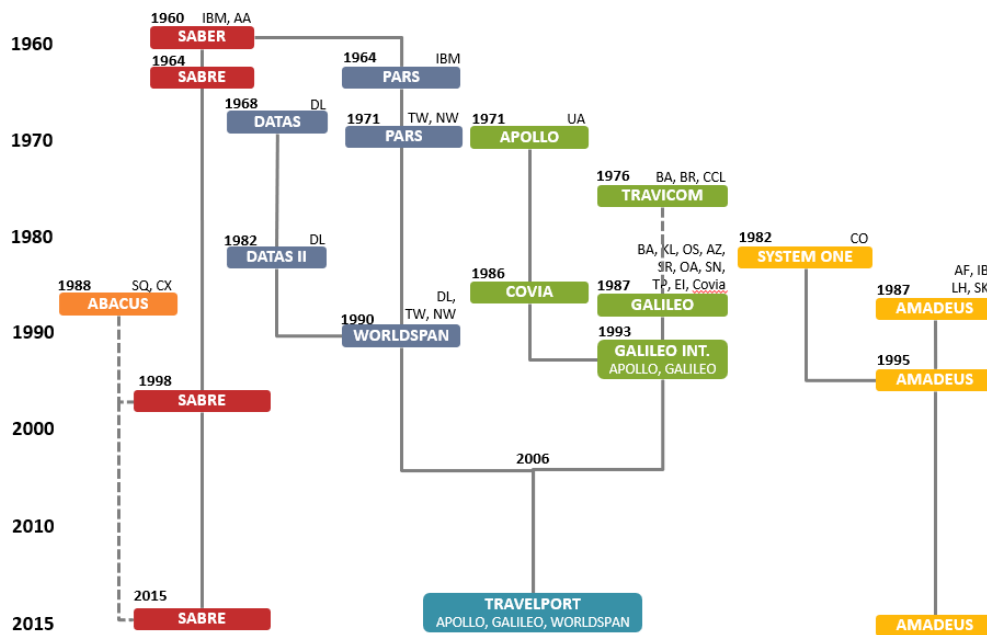
På 1960-1970-tallet ble flyreiser mer og mer normalt. På denne tiden begynte flyselskaper aktivt å markedsføre tjenestene sine til tog passasjerer, og for første gang i 1958 reiste flere passasjerer med fly enn tog i USA. I 1959 reiste 55 millioner med innlands rutefly. I 1970 hadde 54% av den amerikanske befolkningen reist med fly og på dette tidspunktet var ca. halvparten av passasjerene *Leasure-travelers*. Det er også på denne tiden at reisebyråer begynte å bli en stor industri. (Bilstein 1995, 111; Heppenheimer 1995; Little, Williams, Yost 2011).

I 1978 ble Flyindustrien *deregulert* i USA. Rundt den samme perioden ble også Europa en større spiller i flyindustrien. Etter dereguleringen ble det en stor økning av konkurranse mellom flyselskapene i tillegg til billettprisene. Videre ble det et økende fokus på sikkerhet og selve fly-opplevelsen. På 1980-tallet benyttet mesteparten av reisende seg av reiseagenter. Det var også mulig å benytte seg av interne reservasjonssystemer (IRS). Reiseagentene tilbød muligheten til å booke hotell og leiebil i tillegg til flybillettene, videre var reiseagentene lettere tilgjengelige enn flyselskapenes personell.

Senere introduserte flyselskapene *Revenue Management programs*. Gjennom disse kunne datamaskiner endre billettprisene for å øke inntektene. Billettprisene ble basert på antall seter som ikke var solgt og antall dager til avgang. Reiseagenter brukte *Computer Reservation Systems* (CRS) til å få oversikt over tidsplanen og billettprisene. Måten de fikk tilgang til dataene på var at de hadde kontrakter med flyselskapene. Årsaken til dette var at det var mer kostnadseffektivt for flyselskapene. Videre fikk også reiseagentene kommisjon på salgene de utførte.

I 1986 hadde omtrent 25 000 reisebyrå CRS eller globale distribusjon systemer (GDS) tilgjengelig, som var 95% av alle reisebyråene i USA. Dette resulterte i at reisebyråene booket «*More than half of the airline industry's total dollar value of ticket sales*» (Pickrell 1991; Little, Williams, Yost 2011).

The Evolution of Global Distribution Systems



Figur 1 (Benckendorff, Xiang, Sheldon 1997, ppt.8)

På midten av 1990-tallet ble internett et sentralt og essensielt verktøy for håndtering av informasjon og handel. Dette var reiselivsindustrien raske å ta i bruk og allerede i 1996 lanserte Microsoft «Expedia.com». På denne nettsiden fikk man oversikt over ruter, priser og avganger i tillegg til booking. Årene opp mot 2000-tallet kom det en rekke flere *Online Travel Agency's* (OTA). Med dette fikk reisende mer direkte tilgang til CRS og GDS teknologien i en brukervennlig nettside. Samtidig begynte flyselskapene selv å opprette sine egne nettsider hvor kunder kunne bestille reiser. Disse ble på sikt mer optimalisert slik at man kunne booke hotell, leiebil og feriepakker samlet (Little, Williams, Yost 2011).

Flyindustrien ble hardt rammet etter 11. september angrepene i 2001 og flere flyselskaper begynte å tape penger i tillegg til å gå konkurs. Dette førte til at flyselskapene ble nødt til å endre på prisingene av billettene sine. Dette i form av tilleggskontanter og tilleggstjenester. Videre kan man også se at *business travelers* har blitt et mindre segment av reisende, men bidrar til den største andelen av billettoverskudd.

Ettersom internett og digitaliseringen av industrien vokste ble det mer tilgjengelig informasjon og muligheter for reisende. Flyselskapene begynte også å bruke mer sofistikerte *Revenue Management systems* som er strukturerte for å gi store økonomiske fordeler til seg selv i motsetning til kundene. Flyselskapenes dynamiske prissetting kan regulere priser innen sekunder. De bruker algoritmer med tilgang til en enorme mengder med ulike typer data ved bruk av *Machine Learning*. Med smarttelefoner ble det også mer normalt med e-billetter, dette er mer kostnadseffektivt enn å skive ut fysiske billetter. Dette førte i tillegg til at man ikke lengre trengte å benytte seg av reiseagenter.

2.1 Flyindustrien i Norden

Så langt har dette kapitlet sett nærmere på flyindustriens oppvekst hovedsakelig fra USA's utvikling med litt innsikt i Europa's. Videre gis det en oversikt og oppsummering av de to dominerende flyselskapene i Norden.

2.2 SAS:

Etableringen av luftfartsselskap A/S i 1927 var starten på SAS i Norge. Derimot ble det ikke offisielt SAS før etter sammenslåingen av svenske, danske og norske luftfartsselskapene i 1946 (SAS museet 2023). SAS ble fort anerkjent rundt om i Europa, med et sterkt rykte for å være et trygt og punktlig selskap. I de senere år mottok SAS en rekke priser som gjenspeilet deres kvalitet. Blant annet i 1984 da de vant prisen for årets flyselskap (SAS Group 2020).

Etter avreguleringen i 1997 opplevde SAS mer konkurranse fra lavprisselskaper (Låtun, Haugstad 2017, Larsen 2012). I Norge var selskapet et velfungerende monopol på flymarkedet frem til Norwegians inntreden i 2002. Norwegian tok til seg store

markedsandeler, hovedsakelig ved innenlands reiser. Dette har tvunget SAS til å måtte tenke nytt, og dermed endre sine kostnadsprogrammer.

SAS har også kjøpt opp en rekke andre selskaper for å beholde sin markedsandel og ekspandere den, men ble også nødt til å selge dem igjen. Widerøe og Braathens er noen kjente norske selskaper som går under disse kategoriene.

Flyselskapet ønsker å tilby hovedsakelig flyreiser innenfor Skandinavia og Europa både for leisure- og business-reisende, men har også ruter for lengre reiser. I tillegg introduserte de EuroBonus lojalitetsprogrammet i 1992. Her kan kunder tjene poeng både ved kjøp av flyreiser og tjenester, samt andre produkter og tjenester gjennom SAS's samarbeidspartnere. Med millioner av medlemmer samler lojalitetsprogrammet inn store mengder av ulike typer data som SAS benytter seg av for å både tilpasse markedsføringen sin i tillegg til å gi mer skreddersydde tilbud til sine kunder. (SAS Group 2020)

SAS er et selskap som i nyere tid hatt økonomiske utfordringer. 2023 var et nytt år med økonomiske vanskeligheter for SAS, dette medførte et eierskifte hvor «*Castlelake*» som investorselskap tok over hele 32% av aksjene og ble den største eieren i SAS» (Tandberg, Jarlslett 2023)

2.3 Norwegian:

Norwegians historie startet i 1993, med sine kjerneverdier «*Tilby rimelige flybilletter til alle og å la folk reise på en smartere måte med mer valgfrihet på reisen*» (Norwegian 2024).

Norwegian har alltid blitt ansett som å være et lavprisselskap. Etter at Boeing 737-fly var på plass vokste bedriften over hele kloden. Først ved å innføre en rekke nye kortdistanseturer rundt om i Europa, til å senere ekspandere sine turer utenfor Europas grenser (Asia, Nord-Amerika og Sør-Amerika).

Flyselskapet Norwegian ble dannet i nyere tid i motsetning til sine konkurrenter, som allerede eksisterende flyselskaper som SAS i Norge og en rekke andre rundt om i verden. Lanseringen av Norwegians første Boeing 737-300 som for første gang tok av i 2002, var starten på en offensive mot det allerede eksisterende og langvarige monopolet til SAS. Dette dannet grunnlaget for deres kjennetegn ved deres fly, der Halefinnene hos Norwegian-fly er dekorert i form av bilder av enkeltindivider som har «*sprengt grenser, utfordret normer og inspirert andre*» (Norwegian 2024).

Norwegian har også mottatt flere priser, utmerkelse og milepæler gjennom sin historie som flyselskap. Helt fra 2005 da selskapet opplevde sitt første år med overskudd, til at Norwegian i 2020 har blitt kåret til Europas beste lavprisselskap for sjette år på rad (Norwegian 2024).

Norwegian og andre flyselskap bruker gjennom sine nettsteder både personlige data-opplysninger og ikke personlige -opplysninger om brukerne og deres bevegelser. Dette for å kunne analysere kundeatferden, der denne informasjonen vil gi dem en pekepinn på ulike kundepreferanser, pågående trender, i tillegg til å hjelpe med å forbedre sine nettsider.

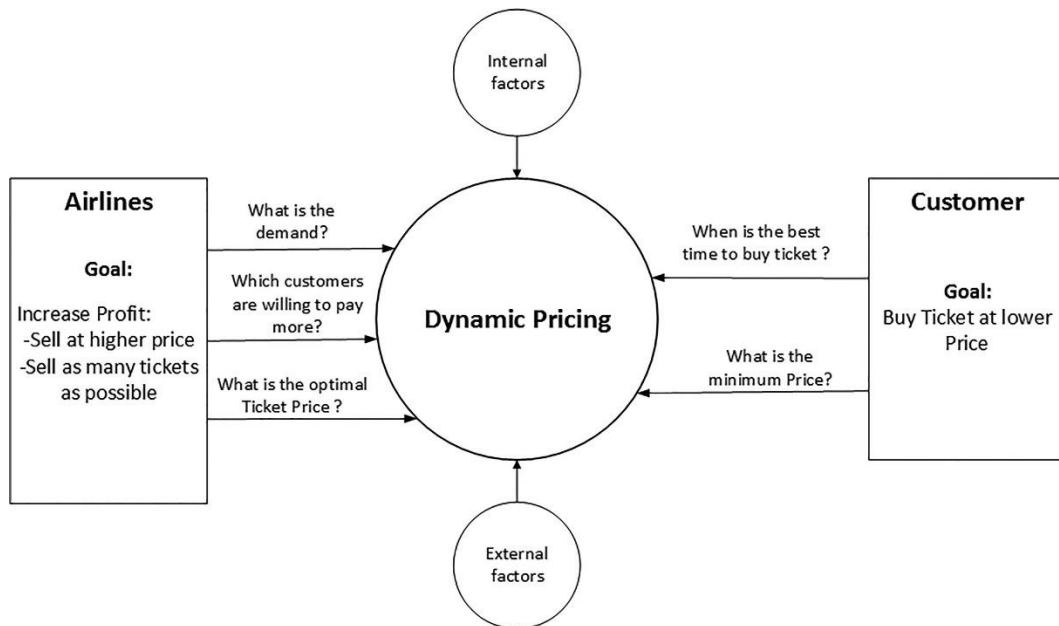
Målrettet digital annonsering vil foregå ved at selskapet bruker cookies som samler inn data og forbrukeratferd på egne nettsider samt samarbeidspartnere. Ved bruk av disse dataene kan selskapet lettere regulere sin dynamiske prissetting (Låtun, Haugstad 2017, Norwegian Reward 2017).

3 Dynamisk Prissetting:

Dynamisk prissetting kan kategoriseres av at prisene blir regulert basert på kundenes antatte betalingsvilje. Ved bruk av *Machine Learning* kan priser reguleres raskt og med en god nøyaktighet for å maksimere inntektene på en kostnadseffektiv måte. Prisene blir satt ved hjelp av tidligere kvantitativt kjøps-data og kundedadferd. I tillegg til dette blir prisene også basert på andre faktorer som etterspørsel, sesong, tilgjengelighet og ikke minst drivstoffkostnader.

Ved bruk av sofistikerte funksjoner og verktøy kan flyselskapene regulere prisprosessen. Gjennom å samle opp kundedata bruker flyselskapene dynamiske prissettingsmodeller i samsvar med algoritmer for å beregne den beste prisen som resulterer i de største inntektene. I moderne tid har kunder også en mye større oversikt over priser og annet relevant data gjennom internett. Dette påvirker flyindustrien til å stadig optimalisere og regulere sin prisstrategi. Kundene ser etter den beste *dealen*, mens flyselskapene fokuserer på å få det største *overskuddet*. (Abdella, Zaki, Shuaib, Khan 2021)

“Generally, dynamic pricing can be considered as a game between the retailer and consumers where each party tries to maximize its own profit” (Y. Wang, 2016; Abdella, Zaki, Shuaib, Khan 2021)



Figur 2. Modell for dynamisk prissetting (Abdella, Zaki, Shuaib, Khan 2021)

Ved dynamisk prissetting er målet for flyselskapene å selge så mange billetter som de klarer for å kunne maksimere inntektene. De har en gitt periode før avgang til å selge så mange billetter som mulig. For at dette skal fungere må flyselskapene regulere prisene basert på faktorer som: Interesse, kundeadferd i tillegg til andre eksterne og interne faktorer (Abdella, Zaki, Shuaib, Khan 2021). Det er ingen gitt fasit for en dynamisk prissettingsmodell, så flyselskapene har egne modeller og algoritmer til å regulere billettprisene med. Disse modellene holdes internt hos selskapene og er hemmelige for å hindre konkurrerende flyselskap i å vinne markedsandeler.

Prisene blir også regulert og tilpasset for de ulike booking klassene som *leisure* og *business*. Leisure-turister planlegger som regel i god tid, de kan være mer fleksible, mer prisbevisste og har en bedre oversikt over de ulike prisene. Business segmentet er ofte mer utsatt for å reise på tidskritiske reiser med kort forvarsel og bestiller gjerne da i «siste liten». De vil da bli utsatt for *price discrimination*. Dette gjør at flyselskapene kan kategorisere kundene basert på deres antatte betalingsvilje, for å maksimere inntektene.

Innsamling av data på nett og sosiale medier blir aktivt brukt av flyselskapene for å få en bedre innsikt i kundedferden. I tillegg gir denne tilstedeværelsen økende oppmerksomhet rundt flyselskapene i form av brukertilpasset markedsføring som igjen kan bidra til salg.

Gjennom en *data mining* modell kan informasjonen fra internett og sosiale medier gi økte resultater i å forutse etterspørsel i tillegg til billettpricing. Noen av modellene som blir brukt til *data mining* er: Reinforcement learning (Q-learning) i tillegg til Rule learning (Ripper).

Disse blir brukt til å forutse kundedferd og oppførselen til flydata basert på tidligere tilgjengelig data. I tillegg brukes en algoritme som kalles: Learn++.NSE, som blir opplært til å se på tidligere mønstre av prisendringer for å forutse fremtidige priser. (Abdella, Zaki, Shuaib, Khan 2021).

Kunder forholder seg gjerne til et bestemt flyselskap for å samle opp lojalitetspoeng og/eller andre goder. Flyselskapene bruker disse insentivene for å holde på kundene sine. Flybransjen er preget av mye konkurranse og ved hjelp av *data mining* får flyselskapene en bedre innsikt i kundenes ønsker og adferd. Med dette kan de tilby kundene sine mer skreddersydde billetter i tillegg til andre tjenester.

Priselastisitet brukes til å måle hvor stor grad man kan regulere prisen på en flyreise før det vil påvirke etterspørselen. Det er selvfølgelig flere faktorer som er med på å påvirke priselastisiteten. Det er observert at flybilletter kjøpt i ukedager er mindre prissensitive enn i helgene. I tillegg er *business* reisendes billetter mer uelastiske sammenlignet med *leisure*. Dette er fordi at business-reisende har mye mindre fleksibilitet på grunn av tidspunktet de booker på. Videre kan man også se at korte flyreiser er mer utsatte for elastiske priser enn langdistansereiser. Flyselskapene bruker priselastisitet for å bestemme endringer i billettpriene basert på etterspørselen i tillegg til andre faktorer (Abdella, Zaki, Shuaib, Khan 2021).

3.1 Price Discrimination:

Det er observert at flyselskaper i gjennomsnitt senker billettprisene sine med rundt 5% i helgedager i forhold til billetter solgt i ukedager.

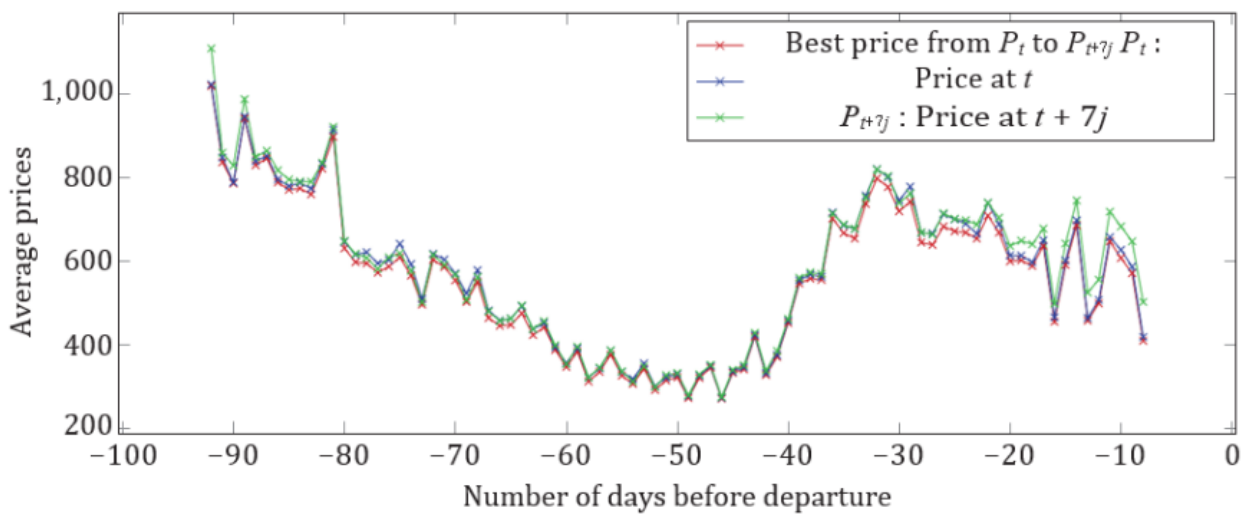
Flyselskapenes algoritmer utfører *day dependent dynamic pricing discrimination*. Dette muliggjøres gjennom forbrukerprofilering hvor flyselskapene bruker målrettet prisdiskriminering basert på både direkte og indirekte informasjonskilder fra kundene. Denne prisdiskrimineringen øker inntektene for flyselskapene, men bidrar også til å redusere kundevelferden. Kunder av flyselskaper blir også utsatt av *inter-temporal price discrimination*, dette er prisdiskriminering basert på at kunder kjøper samme type billett på ulike tidspunkt. Bruk av prisdiskriminering bidrar til å øke etterspørsel, men i tillegg påvirker det kundevelferden for både business og leisure reisende (Abdella, Zaki, Shuaib, Khan 2021).

3.2 Optimalt Kjøpstidspunkt:

I enkelte tilfeller koster flybilletter mer når de kjøpes i god tid før avgang sammenlignet med billetter kjøpt nærmere avgang. En viktig faktor som er med å påvirke dette er etterspørselen. Om et flyselskap ikke får solgt alle billettene sine før avgang kan de gjerne redusere billettprisene betraktelig for å få solgt de siste setene. Alle flybilletter «Går ut på dato», og flyselskapene ønsker å få solgt alle billettene før avgangstiden.

Flyselskap klassifiserer flyene sine i reservasjonsklasser. Dette er ikke klasser som business eller leisure, men er et datastyrt system usynlig for passasjeren og uavhengig av plasseringen. Hvert fly er delt inn i 10-20 reservasjonsklasser, som er designert med bokstaver. En lavere prisklasse har ikke mulighet til å gjøre inngrep i en høyere klasse, mens en høyere prisklasse kan tilbys for en lavere prisklasse.

Grafen under er hentet fra (Qin, C 2022) og bruker data fra kinesiske flyselskaper. Grafen viser dager til avgang og billettpris som er i kinesiske RMB/Yuan. Man kan tydelig observere at billettprisene er på sitt laveste rundt 50 dager eller 8 uker før avgang. I tillegg kan man observere at prisene starter høyt for å så synke betraktelig til rundt 40 dager før avgang.



Figur 3. Graf for optimalt kjøpstidspunkt (Qin, C 2022, s.25)

Det er viktig å bemerke at denne grafen er basert på data fra Kina. I tillegg vil ulike faktorer som sesong, etterspørsel og oljepriser kunne påvirke billettprisene. Grafen gir et grovt anslag i hvordan billettprisene vil reguleres over en lengre periode før avgang.

4 Machine Learning

Machine Learning er data styrt læring der datamaskiner skal kunne innhente store datasett og dermed lære seg selv opp. Man har i lang tid opplevd den tradisjonelle datamaskinen, der man gir konkrete instruksjoner som får et utfall som ender med «*if this happens, do this, otherwise, do that etc*» (Etienne Bernard 2021). Dette er menneskelagde formler som er skrevet for hånd i et gitt programmeringsspråk. Vi står nå fremfor en revolusjonerende teknologi i *Machine Learning* som nesten ville vært umulig og skrevet for hånd, grunnet mengde data og sannsynligheter som må implementeres.

Machine Learning er et komplekst system, som tar for seg innsamlede datamengder ofte i stort kvantum, dette i motsetning til å gi klare instruksjoner (Etienne Bernard 2021). Dersom man gir datamaskinen nok data som den kan lese og regulere vil den skille selv hva som er det riktige svaret og identifisere hva man er ute etter.

Målet ved Machine Learning er å kunne se inn i fremtiden, dette for å anslå hva som kommer til å skje. Derimot er det viktig å ikke sammenligne dette fullstendig med statistikk som har som mål å forstå noe (Etienne Bernard 2021). Ved dette tilfellet er også mengden datasett avgjørende for å skille dem, der Machine Learning bruker større og mer sofistikerte datasett (bilder, tekst, strukturert data), mens statistikk bruker mindre og enklere datasett.

Machine Learning er en digital handelskanal som gir flyselskapene et fortrinn ved salg av flybilletter. Denne teknologien muliggjør dynamisk prissetting som gjengir høy kostnadseffektivitet. Kostnadseffektiviteten er høy på grunnlag av at datamaskinene lager algoritmer som et menneske ville brukt mye tid og ressurser på å utvikle å vedlikeholde. Flyselskapene vil også tjene mer på å bruke slike algoritmer kontra det å sette en fastpris over lengre tid.

4.1 Supervised Learning, Unsupervised Learning og Reinforcement Learning:

Machine Learning blir stort sett delt inn i tre ulike lærings kategorier: *Supervised learning*, *Unsupervised learning* og *Reinforcement learning*. De tre ulike kategoriene, vil gjenspeile ulike former for Machine Learning. Man vil ved et kort innblikk i de ulike metodene finne ut av hvilken metode som passer best til det angitte systemet man måtte ønske å implementere.

4.2 Supervised Learning:

Supervised learning er den mest brukte metoden, fordi den rett å slett er mer effektiv og nøyaktig. Supervised learning bruker merkede input og output data, derimot bruker ikke *unsupervised learning* dette. Innenfor *supervised learning*, trenes maskinlæringsalgoritmen på et bestemt og merket datasett. Dette vil dermed bety at ved hvert eksempel i treningsdatasettet, vil algoritmen vite hva som er den rette utgangen. Algoritmen vil deretter ta til seg og anvende denne kunnskapen for å prøve å lage og generalisere til nye eksempler som den aldri har sett før (Etienne Bernard 2021). Ved å bruke disse merkede input og output dataene, kan modellen måle nøyaktigheten og lære fra dette over tid som går.

Målet med supervised learning er i stor grad å trene en prediktiv modell fra disse parene (input og output parene). Denne prediktive modellen er dermed et program som er i stand til å kunne gjette en utgangsverdi (label) for en ny usett input (Etienne Bernard 2021). På sett og vis kan man forklare dette ved at datamaskinen lærer seg å forutsi ved hjelp av eksempler på korrekte spådommer.

4.3 Unsupervised Learning:

Unsupervised learning behandles annerledes sammenlignes med supervised learning som nevnt ovenfor. Ved bruk av unsupervised learning trenger ikke Machine Learning algoritmene noen form for *lables*. «Unsupervised», som oversatt betyr «uten tilsyn» vil si at disse algoritmene klarer selv å oppdage skjulte mønstre i data uten behov for menneskelig interaksjon i form av korrigerings.

Unsupervised learning modeller brukes til tre hovedoppgaver: Clustering (Gruppering), Association (Assosiasjoner) og Dimensionality reduction (Dimensjonalitets reduksjon)

Clustering er der algoritmen grupperer lignende opplevelser sammen. Her blir det enklere for bedrifter å kunne skildre sine kunder i grupper utfra informasjon man har om dem. Et eksempel kan være der bedrifter grupperer kundene sine utfra forbruksvaner eller alder.

Association blir mye brukt av bedrifter som ønsker å vite hvilke varer som ofte kjøpes sammen. Det er her algoritmen ser etter sammenhenger mellom variabler i dataene. Dette tar bedrifter seg nytte av ved og i markedsurveanalyser.

Dimensionality reduction er her algoritmene reduserer antallet variabler i dataene, samtidig som den holder på så mye av informasjonen som er mulig ved tilfellet. Dette brukes ofte i eksempler der man ønsker å fjerne støy fra visuelle bilder, dette for å kunne forbedre bildekvaliteten.

4.4 Reinforcement Learning:

Reinforcement learning er det mest klassiske alternative av dem tre. Som er en effektiv måte for selvstyrende agenter å lære på. Forskjellen ved bruk av reinforcement learning kontra de øvrige nevnte er at dataene ikke er gitt som et fast sett med eksempler, dataene som man tar læring av hentes derimot ved å samhandle med et eksternt system kalt *miljøet*. Dette kan ses på som en form for interaktiv læring. Reinforcement learning brukes ofte til å lære agenter, for eksempel roboter, en gitt oppgave. Agenten lærer ved å ta *handlinger* i miljøet og motta *observasjoner* fra dette miljøet. (Etienne Bernard 2021).

Reinforcement learning tar for seg en prøve og feile strategi for å kunne optimalisere seg på sikt. Agenten starter sin læringsprosess ved å oppføre seg tilfeldig i miljøet. Dette blir gjort slik at agenten på sikt lærer fra sine erfaringer i miljøet og etter tid lærer seg å gjøre sine oppgaver bedre (Etienne Bernard 2021). Det vil si at den må få tid til å utarbeide seg selv slik at den lærer mest mulig for å minske feilmarginer over tid.

5 Machine Learning modeller og algoritmer:

Både på internasjonalt og innenlands nivå har ulike Machine Learning algoritmer blitt brukt for å forutsi prisen på flybillettene. Man har flere ulike algoritmer å ta for seg for å bygge en slik modell. Algoritmer som *Decision Tree*, *Linear Regression*, *Neural Network* og *Support Vector Machines* (SVM'er) er alle ulike algoritmer som brukes for å danne denne modellen. Derimot er det *Random Forest* algoritmen som gir det tydeligste og mest nøyaktige bilde, sammenlignet med de øvrige nevnte algoritmene (Yadunandan Sood, 2022).

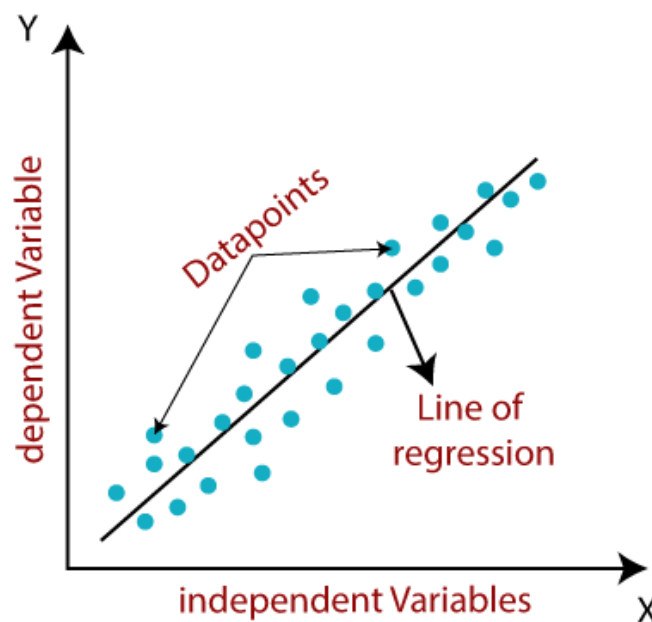
Tabellen under viser oss et utvalg av ulike Machine Learning-modeller. Her kan man tydelig lese informasjon om dens ulike nøyaktigheter, samt utførelsestid. Ut fra tabellens informasjon ønsker vi videre i oppgaven å fokusere på *Random Forest Regression Tree*. Dette på grunnlag av at det har den høyeste nøyaktigheten målt i %.

<i>ML Model</i>	<i>Accuracy (%)</i>	<i>Execution Time (sec)</i>
Multilayer Perceptron	75.49	16.31
Generalized Regression Neural Network	66.25	0.14
Extreme Learning Machine	67.18	0.05
Random Forest Regression Tree	79.49	10.6
Regression Tree	78.76	0.06
Bagging Regression Tree	77.50	15.07
Regression SVM (Polynomial)	78.12	0.87
Regression SVM (Linear)	44.95	0.42
Linear Regression	57.19	0.23

Figur 4. (Sood, Y 2022) Algorimer tabell

Random Forest er en Machine Learning-algoritme som ofte blir brukt ved tilfeller hos flyselskaper. Algoritmen tar for seg en rekke utdata fra flere beslutningstrær, for å så kombinere dem for å nå et resultat. Random Forest algoritmen er på grunnlag av sin fleksibilitet og brukervennlighet en meget effektiv algoritme, samt at den i tillegg håndterer både regresjons og klassifiseringsproblemer. Den gir oss også en nøyaktighet på 79-80%.

Imidlertid viser det seg at *Linear Regression* ikke er en gunstig algoritme på grunnlag av at den kun har en nøyaktighet på 61%. Dette kommer av at funksjonene er komplekse av natur og antallet funksjoner er mer i antall, noe som medfører at Linear Regression ikke klarer å fremføre den forventede nøyaktigheten. Decision Tree gir derimot en større nøyaktighets prosent, noe som er meget bra for et datasett av denne kvantiteten. Nøyaktigheten hos Decision Tree kan måles helt opp til 72% (Yadunandan Sood, 2022).



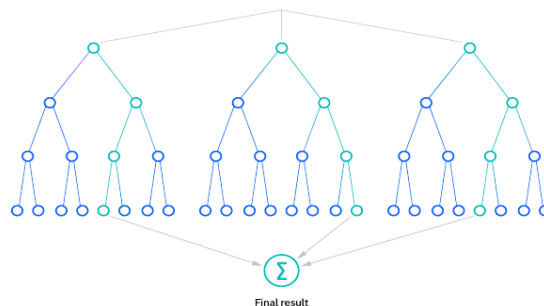
Figur 5. (IBM 2020) Linear Regression in Machine Learning.

5.1 Random Forest:

Random Forest algoritmen har i all hovedsak 3 *hovedhyperparametere* (detaljer om læringsprosessen), disse må kunne angives før treningen av dem oppstår. Disse hovedhyperparameterene består da av antall trær, antall funksjoner som er samlet (antall elementer man trener på) og node størrelse. Ettersom man har samlet inn nok informasjon og data om dette kan *Radom Forest Classifier* anvendes til å bearbeide klassifiserings- og regresjonsproblemer. (IBM, 2023)

The Random Forest algoritmen dekker en samling av ulike Decision Trees. Hvert av treene i den samvirkende helheten består av en dataprøve som er samlet inn fra et treningssett med erstatning. Denne er også kjent som *bootstrap-prøven* (nye datasett simuleres ut fra et utgangspunkt i et originalt datasett). Her vil 1/3 av treningsprøven bli satt til side som en form for test-data som *oob* (out of bag prøven). Deretter vil en funksjonsposing der man tar et annet tilfelle av tilfeldigheten blir satt inn. Dette vil medføre et større mangfold til datasettet, som igjen medfører til mindre korrelasjon mellom Decision Trees (IBM, 2023). Predikasjonen vil stort sett variere kraftig avhengig av hvilke typer problemer man ønsker å løse.

Enkeltvis vil Decision Trees gjennomsnitt beregnes ved en regresjonsoppgave, derimot for en klassifiseringsoppgave vil et flertall. Det vil si at den hyppigste kategoriske variabelen vil medføre den predikerte klassen. Til slutt vil oob-prøven føre til en testing utenfor utvalget og fullføre predikasjonen.



Figur 6. (IBM, 2023) Decison trees, Random Forest modell

6 Metode:

Med vår problemstilling som utgangspunkt ble det tydelig at oppgaven skulle gjennomføres på en kvalitativ måte. Datainnsamlingen ble hovedsakelig gjort via Google-Scholar, der vi fant et bredt spekter av ulike kilder, ved ulik relevans. Deretter sorterte vi dem ut fra hvilke kilder som passet best til vår problemstilling. Primærkildene vi ente opp med å benytte oss av leste vi gjennom og analyserte for å kunne trekke ut relevant materielle. Oppgaven ble skrevet på en kvalitativ måte ved bruk av relevant data i form av kvalitative oppgaver og forskingsartikler. Det ble også tatt i bruk ulik kvantitativ statistisk fra de ulike rapportene og artiklene.

Ved hjelp av boken *Everyday Information: The Evolution of Information Seeking in America*. Kap. 4 (Little, Williams, Yost 2011) fikk man et større innblikk i hvordan industrien har utviklet seg gjennom de siste 100+ årene. Det er viktig å påpeke at boken presenterer flyindustrien fra USA's perspektiv. I tillegg inkluderes det kvantitative data som gir en oversikt over antall reisende opp gjennom årene.

For å gi en oversikt over dynamisk prissetting benyttet vi oss av forskningsrapporten: *Airline ticket price and demand prediction: A survey* (Abdella, Zaki, Shuaib, Khan 2021). Kilden tar for seg dynamisk prissetting innenfor flyindustrien, og gir et meget godt overblikk over grunnleggende informasjon i tillegg til korte oppsummeringer på ulike segmenter, algoritmer, kvantitativ statistikk og data.

Forskningsrapporten: *Application of Machine Learning in Air-Ticket Pricing in China* (Qin, C. 2022). gir et bedre innblikk i en del statistikk og kvantitativ data fra det kinesiske flymarkedet. I tillegg gir rapporten et overblikk over ulike modeller innenfor Machine Learning som blir aktivt tatt i bruk i flyindustrien. Grafen for optimalt kjøpstidspunkt er hentet fra denne rapporten. Grafen tar kun for seg noen Kinesiske flyselskap og ruter, men gir

en indikasjon på hvordan flyselskapene regulerer prisene over en lengre periode. Det er også viktig å påpeke at ulike interne og/eller eksterne faktorer kan påvirke prisene, så grafen er ingen fasit på hvordan flybillettens priser utvikler seg.

Machine Learning er en av hoveddelene i oppgaven. Her får vi et innblikk i hvordan teknologien fungerer og kan anvendes ved prisdannelse, nærmere rettet mot flybilletter. Det blir også sett nærmere på ulike former for Machine Learning, samt hvordan de fungerer i ulike sammenhenger. Ved bruk av fagboken *Introduction to Machine Learning* kap 1 (E. Bernard 2021) fikk vi tilgang til kvalitativ data som gir oss en oversikt over hvordan Machine Learning fungerer i praksis. Boken var en god kilde til å gi et generelt bilde over Machine Learning som et fagområde som er i kontinuerlig utvikling. Noe som gjør det vanskelig å holde seg på toppen av de nye innovasjonene. Vi kan dermed konstatere at Machine Learning er i en form for renessanse.

Modeller og Algoritmer er delen som gir oss et nærmere innsyn i hvordan ulike algoritmer og modeller påvirker og behandles ved bruk av Machine Learning. Vi ser videre at algoritmer og modeller har ulike funksjoner, samt forskjellige måter å behandle og anvende sine innhentede data på. For flyselskapene er dette et nyttig verktøy for å regulere sine priser for å oppnå de høyeste inntektene. Ved bruk av IBM's nettside og (Sood, Y. 2022 *Flight Price Prediction Using Machine Learning*) får vi en kombinasjon av kvalitativ og kvantitativ data som gir oss en oversikt over hva som fungerer best til ulike tilfeller, samtidig som man går litt dypere inn i de ulike dataene sine funksjoner.

7 Analyse:

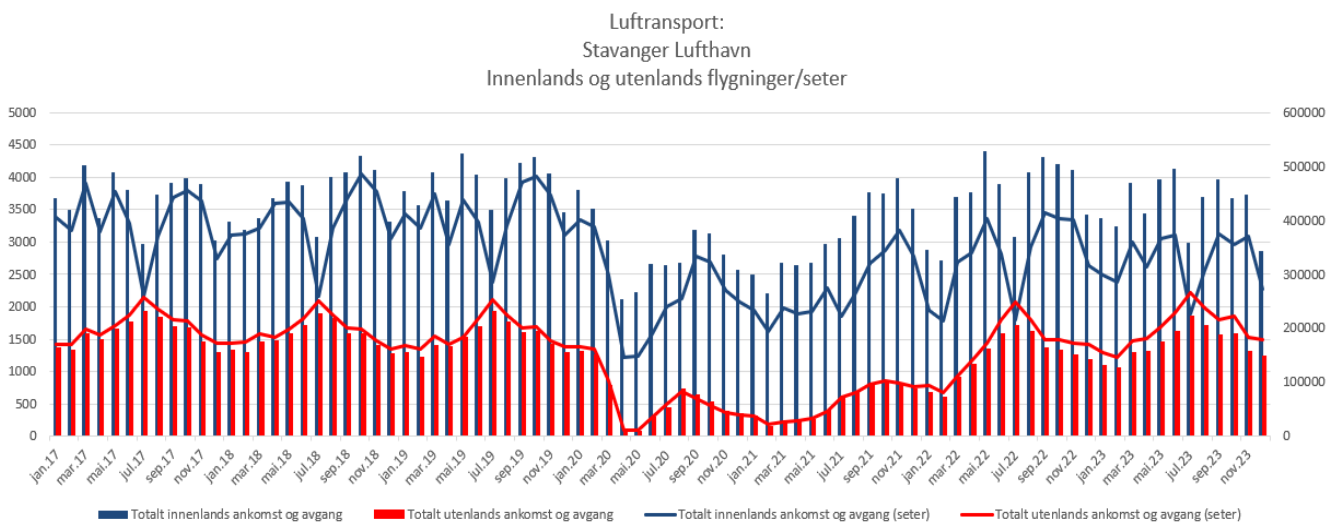
For å kunne analysere innholdet i oppgaven må vi se på problemstillingen: «*Hvordan utnytter flyindustrien Machine Learning for å regulere billettprisene ved bruk av en dynamisk prissettingsstrategi?*».

Etter å ha analysert det teoretiske rammeverket har vi fått en generell forståelse for hvordan flyselskapene samler opp, benytter seg av og behandler disse dataene. I tillegg er både Machine Learning og dynamisk prissetting teknologi som er i kontinuerlig utvikling. Dette gjør det vanskelig å ha et godt overblikk over hvordan industrien benytter seg av denne teknologien. Det vi vet derimot er at flyselskapene har tilgang til store mengder data som bidrar til å gi dem store overskudd på billettsalgene.

7.1 Dynamisk prissetting:

Flyselskaper bruker dynamisk prissetting for å kunne regulere prisene på en effektiv måte. Dette fungerer ved at innsamlet data fra kunder i tillegg til andre interne og eksterne faktorer blir tatt i bruk ved hjelp av Machine Learning. Noen av de viktigste faktorene som bidrar til å regulere prisene er: Cookies som flyselskapene samler opp fra sine kunder gjennom *data mining*. Andre faktorer inkluderer sesong, etterspørsel, tilgjengelighet i tillegg til drivstoffprisene.

Med de store mengdene data som er tilgjengelig for flyselskapene gir det dem en enorm fordel i å kunne forutse kundenes atferd og antatte betalingsvilje. Dette kan flyselskapene også utnytte ved bruk av *price discrimination*. Det mest utsatte segmentet av kundegruppen for dette er *business*, dette fordi de somregel kjøper billetter nærmere avgangstiden. Business segmentet er faktisk et mindre segment i dag enn det har vært tidligere, men bidrar til den største andelen av inntektene for flyselskapene.



Figur 7. (Statistisk Sentralbyrå. 2017-2023) Oversikt over innenlands og utenlands flygninger/seter.

Ovenfor har vi inkludert en graf med offentlig tilgjengelig data fra SSB. Statistikken tar for seg innsamlet data for både innenlands- og utenlandsreiser fra Stavanger lufthavn mellom perioden: Januar 2017 frem til November 2023. Den blå grafen representerer antall solgte seter for innenlandsreiser, mens den røde grafen representerer utenlandsreiser. Søylene viser antall avganger (flygninger) fra flyplassen.

Man kan se en tydelig trend hos utenlandsreisende i *høysesongen* mellom Juni og August. I tillegg kan man også se at antall innenlandsreiser reduseres betraktelig i samsvarende periode. Somregel i sommer-perioden reiser de fleste på ferie og dette resulterer i at etterspørselen for utenlandsreiser blir høyere. Dette er en av hovedfaktorene som bidrar til at flyselskapene øker

billettprisene i høysesongen. Man kan generelt si at antall innlands- og utalandsreiser speiler hverandre. Fordi det er flere innenlandsreiser de andre delene av året, og mindre om sommeren.

Som nevnt representerer søylene antall avganger. Når man ser på utenlandsreisene, følger avganger og solgte seter seg tett. Dette indikerer at flyselskapene får de maksimale inntektene ved utenlandsreiser, og får solgt de aller fleste setene. Ved innenlands avganger kan man derimot tydelig se at det er flere fly som har mindre passasjerer, og dette resulterer i økonomiske tap for flyselskapene.

I 2020 ble verden rammet av Covid-19 pandemien. Her kan man tydelig se en enorm nedgang i avganger. Utalandsreiser ble naturligvis hardest rammet og man ser at det er ikke før 2022 at det begynner å stabilisere seg igjen. Videre kan det også observeres at pandemiens effekt på industrien hadde en sterk økonomisk påvirkning på flyindustrien og servicenæringen som helhet.

For flyselskapene handler det om å ha en optimal kapasitetsutnyttelse med at hvert fly er så fullt som mulig. Tilsvarende inneholder grafen nyttig data for flyselskapene som de kan bruke i sin dynamiske prissettingsstrategi. Det vises ellers en trend som flyselskapene kan ta nytte av med bruk av Machine Learning ved ulike algoritmer for å balansere avgangene med antall solgte seter.

Avganger blir bestemt før billettene blir solgt. Billettene kan sees på som en forbruksvare og har en «dato de går ut på». Seter som ikke blir solgt tilsvarer økonomisk tap for flyselskapene. Derfor vil billetter bli regulert ved hjelp av dynamisk prissetting i samsvar med alle faktorene for å predikere den beste prisen. I tilfeller hvor avganger ikke får solgt alle setene kan man se et radikalt prisdropp kort tid før avgangsdagen. Dette for å redusere det økonomiske tapet.

7.2 Machine Learning:

Problemstillingen er videre aktuell i form av at flyselskapene er avhengige av slike teknologiske systemer som Machine Learning for å kunne regulere sine dynamiske priser. Grunnet at store mengder data hentes inn i form av faktorer som tidligere kjøps-data, kundeadferd, etterspørsel og ikke minst sesong. Dette er data som vil være uhåndterlig for det enkelte menneske, noe som gjør Machine Learning til et mer effektivt verktøy for å regulere prisene på en dynamisk måte.

Store mengder data som blir innhentet bidrar til å styrke algoritmenes troverdighet, dette ettersom at predikasjonens nøyaktighet øker ved større datasett. På den ene siden vil den eksponentielle utviklingen av Machine Learning på sikt bidra til at flyselskapene vil kunne treffe enda mer nøyaktig på sine prissettinger. På den andre siden vil derimot kundenes involvering i kjøpsprosessen svekkes.

7.3 Random Forest

Random Forest tar beslutninger basert på at hvert tre analyserer deler av datasettet. Videre har trærne en tilfeldig mengde funksjoner aktivert som reduserer *overtilpasning*. Den endelige predikasjonen blir avgjort som en flertallsavgjørelse hvor vært tres konklusjon blir inkludert i beslutningen. Ved å behandle dataene på denne måten reduseres unøyaktigheter og støy.

Random Forest viste seg å være en effektiv algoritme som ga det høyeste resultatet i form av å gi den beste predikasjonen. Med sin nøyaktighet på 79,49% vil den være den mest effektiv for flyselskapene å utnytte for å få kunne optimalisere sine inntekter. Derimot er det vanskelig for oss å avgjøre hvilken algoritme som egner seg for ulike flyselskaper å benytte, ettersom informasjon om dette er lukket med tanke på konkurranse.

8 Drøfting:

Vår oppfatning av billettprisingen hos flyindustrien i forkant av oppgaven var at billettprisene stort sett startet lavt og steg med etterspørsel opp mot avgang. Vi var heller ikke oppmerksomme på hvordan flyselskapene benytter seg av Machine Learning for å samle inn og behandle kundedata. På forhånd visste vi heller ikke hvor mange faktorer som var med på å bestemme billettprisene i tillegg til hvor hyppig de kan reguleres.

Etter andre verdenskrig ble man mer oppmerksomme på hvor essensiell flyindustrien kan være. Videre ble det en radikal vekst med en betraktelig økning av passasjerer. Dette fordi innføringen av *Low-fare* programmet gjorde flyreiser mer rimelig priset for den generelle befolkningen. I forkant av dette var tog eller båt de rimeligste og beste alternativene for dette segmentet.

Opp mot 1970-tallet ser man at reisebyråer og reiseagenter blir en voksende industri. Dette gjorde det lettere for kunder å kunne booke flyreiser i tillegg til andre tjenester. Reisebyråene hadde tilgang til flyselskapenes reservasjonssystemer (IRS, CRS, GDS) som ga muligheten for mer skreddersydde reiser.

1978 er et sentralt og viktig år for flyindustrien. Dette er året flyindustrien ble deregulert i USA. Før denne perioden fikk ikke flyselskapene bestemme billettprisene selv. Etter dette året ser vi en periode med stor vekst av nye flyselskaper som skapte mer konkurranse. Det ble også lagt et større fokus på flyplassene, tjenestene og selve flyene. Man så flere innovasjoner av teknologi og ikke minst hvordan billettprising ble regulert og utført.

Det er en stadig konkurranse mellom kundene og flyselskapene i å få den beste *dealen*. Måten billettene blir priset og regulert på er ukjent for alle andre enn flyselskapene selv som sitter med all data og informasjon. Men i mer moderne tid med internett har kundene også flere

tilgjengelige tjenester som kan hjelpe dem med å få oversikt på de beste tidspunktene å kjøpe billetter på.

Ved å benytte seg av OTA'er får kunder tilgang til reservasjonssystemene og får dermed en større oversikt over ulike tilbud. Eksempler på populære OTA'er er: Expedia, booking.com og airbnb. Disse tjenestene tilbyr kunder store valgmuligheter og oversikt. Videre kan kunder også bestille feriepakker som inkluderer hotell, leiebil og andre tjenester. Ikke minst er disse tjenestene lett tilgjengelige ved et tastetrykk på enten mobil eller PC.

Ved Machine Learning er hensikten å presentere hvordan dette fungerer, samt hvordan de ulike delene av Machine Learning henger sammen med den dynamiske prissettingen. Gjennom bruken av (E. Bernard (2021). Introduction to Machine Learning) tok vi for oss en enkel beskrivelse av hvordan Machine Learning opererer som et komplekst verktøy.

Machine Learning kan deles opp i mindre systemer (Supervised Learning, Unsupervised Learning og Reinforcement Learning), som alle fungerer til ulike sett og formål ved anvendelse. Her handler det om å sortere ut den rette metoden, slik at man senere kan oppnå den maksimale funksjon til den enkelte oppgaven man ønsker å løse.

Teknologien kan være et nyttig verktøy, foruten at det er særlig underbrukt. Man vil i fremtiden se mer sofistikerte datamaskiner, som er raskere og robuste i form av hva og hvor store mengder data de kan håndtere. På sikt kan det dermed tenkes at denne teknologien kan være en slags «nøkkel» eller «inngang» til det man kaller «Artificial, human-intelligence».

Et nærmere innsyn i Machine Learning- modeller og algoritmer ble presentert. Ulike modeller og algoritmer kan brukes for å regulere prisene i flyindustrien. Dette ga oss en bedre forståelse for hvordan innsamlet data henger sammen med den dynamiske prissettingen. Ved anvendelse av de beste algoritmene vil flyselskapene kunne maksimere sine inntekter.

9 Konklusjon:

Flyindustrien har vært ledende med sin optimalisering av den dynamiske prissettingsstrategien. Ved bruk av Machine Learning gir dette muligheten til å kunne analysere store mengder data og ta en rekke ulike interne og eksterne faktorer i betraktning. På denne måten gir det flyselskapene muligheten til å regulere billettprisene med en høy nøyaktighet. Dynamisk prissetting som prisstrategi bidrar til å gi gode overskudd på billettsalgene ved utnyttelse av Machine Learning.

Etter å ha gjennomført analysen kan vi konkludere med at flyindustrien tar stor nytte av Machine Learning. Med en stadig økende tilgang til store mengder data kan billettprisene reguleres i sanntid. Videre ser man tydelige trender i hvordan dynamisk prising blir gjennomført i høysesongen for å maksimere inntektene i denne perioden. Andre aktuelle faktorer som markedstrender, etterspørsel, avgangstid og drivstoffkostnader spiller også en stor rolle i å avgjøre de endelige billettprisene. Flyselskapene er flinke til å utnytte disse faktorene til sin fordel, ved bruk av price discrimination som bidrar til å øke billettoverskudd.

Machine Learning er en teknologi som er i eksponentiell utvikling. Med den stadig økende mengden av data vil billettprisenes prediksjon og nøyaktighet i teorien øke kontinuerlig. Ved bruk av teknologien i samsvar med en dynamisk prissettingsstrategi vil flyselskapene oppnå et maksimalt overskudd på bekostning av kundene.

9.1 Videre Forskning:

Videre forskning kan utføres med hensyn til hvilke andre faktorer flyselskapene tar med i sin prisstrategi. I tillegg bør det legges et økende fokus på hvordan flyselskapene samler inn data. Dette kan bidra til å gi kundene mer kontroll over kjøpsprosessen. Videre kan man også se nærmere på hvilke algoritmer flyselskapene anvender i sine prisstrategier. Det er sannsynlig at flyselskaper bruker flere algoritmer i samsvar for å behandle datasettene. Videre er industrien sterkt preget av konkurranse hvor slik informasjon er hemmeligholdt, noe som gjør det vanskelig å undersøke.

10 Kildeliste:

Benckendorff, P, J, Xiang, Z, Sheldon, P, J (1997) *Tourism Information Technology, 3th Edition*. CABI Chapter 3 (ppt) Hentet: 09.05.2024

E. Bernard (2021). *Introduction to Machine Learning kap1 "Tech Notes"* WolframMedia. Hentet: 20.02.2024

Gupta, R & Pathak, C. (2014). *A Machine Learning Framework for Predicting Purchase by Online Customers based on Dynamic Pricing*. Elsevier. Hentet: 15.02.2024

<https://doi.org/10.1016/j.procs.2014.09.060>

IBM Technology. (2022, 27. Juli). *Supervised Learning vs Unsupervised Learning*. YouTube. Hentet 02.03.2024

https://www.youtube.com/watch?v=W01tIRP_Rqs

IBM (2023). *What is random forest?* IBM. Hentet: 19.03.2024

<https://www.ibm.com/topics/random-forest>

IBM (2020 14.Mars) *Regression in Machine Learning*. IBM Hentet 19.03.2024

<https://community.ibm.com/community/user/ibmz-and-linuxone/blogs/subhasish-sarkar1/2020/03/14/regression-in-machine-learning?communityKey=710b7087-fa90-4d58-94df-2926e18da67f>

J. A. Abdella, NM. Zaki, K. Shuaib, F. Khan (2021). *Airline ticket price and demand prediction: A survey*. Journal of King Saud University – Computer and Information Sciences. Hentet: 11.02.2024

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S131915781830884X>

Låtun, H & Haugstad, K, M. (2017). *Tosidig prising i det norske flymarkedet*. Norges Handelshøyskole Bergen. Hentet: 09.02.2024

<https://openaccess.nhh.no/nhh-xmlui/bitstream/handle/11250/2487321/masterthesis.PDF?sequence=1>

Nicolaisen, M, E & Standal, S, G. (2013). *Prisdannelse I lufttransportmarkedet I Norge*. Handelshøgskolen i Bodø. Hentet: 09.02.2024

https://nordopen.nord.no/nord-xmlui/bitstream/handle/11250/140862/Nicolaisen_ME.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Norwegian (2024) *Vår historie*. Hentet 08.02.2024

<https://www.norwegian.no/om-oss/var-historie/>

Norwegian (2024) *Halehelter*. Hentet 08.02.2024

<https://www.norwegian.no/om-oss/var-historie/halehelter/>

Norwegian (2024) *Om oss, år for år*. Hentet 08.02.2024

<https://www.norwegian.no/om-oss/var-historie/ar-for-ar/>

OpenAI (2024) *ChatGPT 3.5* (14.05.2024 versjon) [LLM] Hentet: 14.05.2024

<https://chatgpt.com/auth/login?next=%2F%3Foai-dm%3D1>

Pedersen, N, L. (2001). *Dynamisk prising i elektroniske markeder i sanntid*. Høgskolen i Agder. Hentet: 09.02.2024

https://uia.brage.unit.no/uia-xmlui/bitstream/handle/11250/137408/master_ikt_2001_pedersen_n.pdf?sequence=1

Qin, C. (2022). *Application of Machine Learning in Air-Ticket Pricing in China*. The Hong Kong Polytechnic University Department of Logistics and Maritime Studies. Hentet: 12.03.2024

<https://theses.lib.polyu.edu.hk/bitstream/200/11650/3/6185.pdf>

R. D. Little, C. D Williams, J. R Yost (2011). *Everyday Information: The Evolution of Information Seeking in America. Kap. 4*. Massachusetts Institute of Technology. Hentet: 10.02.2024

https://books.google.no/books?hl=no&lr=&id=AbCMRRD-rAkC&oi=fnd&pg=PA121&dq=commercial+air+travel+history&ots=aJ877PUe4p&sig=s-13NpSloG5hjo9ImyTsdcfuZEk&redir_esc=y#v=onepage&q=commercial%20air%20travel%20history&f=false

SAS museet (2024) *Historien Vår*. Hentet 08.02.2024

<https://www.sasmuseet.com/historie>

SAS group (2024) *History Milestones*. Hentet 08.02.2024

<https://www.sasgroup.net/about-sas/sas-history/history-milestones/>

Sood, Y. (2022). *Flight Price Prediction Using Machine Learning*. Jaypee University of Information Technology, Wanknaghat, 173234, Himachal Pradesh: Hentet 07.03.2024

<http://www.ir.juit.ac.in:8080/jspui/bitstream/123456789/3644/1/Flight%20Price%20Prediction%20Using%20Machine%20Learning.pdf>

Statistisk Sentralbyrå (2024) 08503: *Lufttransport. Flygninger og seter, etterlufthamn, trafikktype og innenlands-/utenlandsflygning 2009M01 – 2024M03*. ssb.no. Hentet 09.05.2024

<https://www.ssb.no/statbank/table/08503/>

10.1 Figur-liste:

Figure 1: The Evolution of Global Distribution Systems (ppt 8)

Benckendorff, P, J, Xiang, Z, Sheldon, P, J (1997) *Tourism Information Technology, 3th Edition*. CABI Chapter 3 (ppt)

Figure 2: Modell for dynamisk prissetting

J. A. Abdella, NM. Zaki, K. Shuaib, F. Khan (2021). *Airline ticket price and demand prediction: A survey*

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S131915781830884X>

Figure 3: Graf for optimal kjøpstidspunkt

Qin, C. (2022). *Application of Machine Learning in Air-Ticket Pricing in China*. The Hong Kong Polytechnic University Department of Logistics and Maritime Studies.

<https://theses.lib.polyu.edu.hk/bitstream/200/11650/3/6185.pdf>

Figure 4: Algorimer tabell

Sood, Y. (2022). *Flight Price Prediction Using Machine Learning*. Jaypee University of Information Technology, Waknaghat, 173234, Himachal Pradesh

<http://www.ir.juit.ac.in:8080/jspui/bitstream/123456789/3644/1/Flight%20Price%20Prediction%20Using%20Machine%20Learning.pdf>

Figure 5: Linear Regression in Machine Learning

IBM (2020 14.Mars) *Regression in Machine Learning*. IBM Hentet 19.03.2024

<https://community.ibm.com/community/user/ibmz-and-linuxone/blogs/subhasish-sarkar1/2020/03/14/regression-in-machine-learning?communityKey=710b7087-fa90-4d58-94df-2926e18da67f>

Figure 6: Decision trees, Random Forest modell

IBM (2023). *What is random forest?* IBM. Hentet: 19.03.2024

<https://www.ibm.com/topics/random-forest>

Figure 7: Oversikt over innenlands og utenlands flygninger/seter.

Statistisk Sentralbyrå (2024) 08503: *Lufttransport. Flygninger og seter, etterlufthavn, trafikktipe og innenlands-/utenlandsflygning 2009M01 – 2024M03*. ssb.no. Hentet 09.05.2024

<https://www.ssb.no/statbank/table/08503/>

10.2 Vedlegg:

IBM (2020 14.Mars) *Regression in Machine Learning*. IBM Hentet 19.03.2024

<https://community.ibm.com/community/user/ibmz-and-linuxone/blogs/subhasish-sarkar1/2020/03/14/regression-in-machine-learning?communityKey=710b7087-fa90-4d58-94df-2926e18da67f>

Eriksson, S. & Steenhuis, H. (2016). *The Global Commercial Aviation Industry*. Routledge.

Hentet: 12.03.2024

https://books.google.no/books?hl=no&lr=&id=ReEsCgAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=commercial+aviation+history+in+europe&ots=ftFMc-uInf&sig=3aCQB1mXcVP9MDn2bM8z80_33QI&redir_esc=y#v=onepage&q=commercial%20aviation%20history%20in%20europe&f=false

Wang, T. Pouyanfar, S. Tian, H. Tao, Y. Alonso, M. Luis, S. Chen, S. (2019) *A Framework for Airfare Price Prediction: A Machine Learning Approach*. IEEE. Hentet: 12.03.2024

<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8843464>

Benckendorff, P, J, Xiang, Z, Sheldon, P, J (1997) *Tourism Information Technology, 3th Edition*. Hentet: 09.05.2024

Statistisk Sentralbyrå (2024) *Lufttransport*. SSB. Hentet: 09.05.2024

<https://www.ssb.no/statbank/table/08503/>