



# 1. Semesterprøven - Dataanalyse 2025

06-01-2026

Gruppe 10:

Christian H., Cristina M., Julia da C., Jusuf N., Lucie G.

Vejleder:

Bjarne Taulo Sørensen

Antal anslag: 11.917 (med mellemrum)



# Indholdsfortegnelse

<b>1 Problemstilling</b>	<b>1</b>
1.1 Problemformulering . . . . .	1
1.1.1 Underspørgsmål . . . . .	1
1.2 Afgrænsning . . . . .	1
<b>2 Videnskabsteori og metode</b>	<b>1</b>
2.1 Videnskabsteoretisk udgangspunkt . . . . .	2
2.2 Teori . . . . .	2
2.3 Metode . . . . .	2
2.4 Data . . . . .	2
2.5 Kvalitetskriterier . . . . .	2
<b>3 Analyse</b>	<b>3</b>
3.1 Analyse af den prædictive model . . . . .	3
3.2 Datamodenhedsanalyse . . . . .	3
3.3 Fra teknisk mulighed til organisatorisk beslutningspraksis . . . . .	3
<b>4 Anbefalinger</b>	<b>3</b>
4.1 Etabler faste prognosemilepæle i kampdagsplanlægningen . . . . .	3
4.2 Oversæt prædiktioner til enkle, operationelle beslutningsregler . . . . .	4
4.3 Forankre ansvar, opfølgning og læring organisatorisk . . . . .	4
<b>5 Konklusion</b>	<b>4</b>
<b>6 Litteraturliste</b>	<b>5</b>
<b>A Bilag 1: VFF kode</b>	<b>6</b>
A.1 Link til GitHub . . . . .	6
A.2 Datagrundlag og klargøring . . . . .	6
A.3 RSQLight . . . . .	6
A.4 Exploratory analysis . . . . .	6
A.5 Modeludvalg . . . . .	6
A.6 Evaluering . . . . .	6
A.7 Prædiktion på nye kampe . . . . .	6
<b>B Bilag 2: VFF Interviews</b>	<b>7</b>
<b>C Bilag 3: ML modelanalyse</b>	<b>8</b>
C.1 Datagrundlag og klargøring . . . . .	8
C.2 Modeludvalg . . . . .	8
C.3 Resultater . . . . .	9
C.4 Fortolkning . . . . .	10
C.5 Konklusion . . . . .	10
<b>D Bilag 4: Datamodenhedsanalyse</b>	<b>11</b>
D.1 Ressourcer og data . . . . .	11
D.1.1 Datakilder og datatyper . . . . .	11
D.1.2 Manuelle processer og automatisering . . . . .	11
D.1.3 Delkonklusion . . . . .	11
D.2 Social virkelighed . . . . .	12

D.2.1	Projektbaseret dataanvendelse og samarbejde . . . . .	12
D.2.2	Roller, ansvar og organisatorisk sårbarhed . . . . .	12
D.2.3	Drift, udvikling og kulturel asymmetri . . . . .	12
D.2.4	Delkonklusion . . . . .	12
D.3	Værdier . . . . .	13
D.3.1	Kampnær værdi . . . . .	13
D.3.2	Afgrænset læring . . . . .	13
D.3.3	Delkonklusion . . . . .	13
D.4	Samlet vurdering af datamodenhed . . . . .	13
<b>E</b>	<b>Bilag 5: CRISP-DM</b>	<b>15</b>
E.1	Business understanding . . . . .	15
E.1.1	Business Objective . . . . .	15
E.1.2	Assess Situation . . . . .	15
E.1.3	Data Mining Goal . . . . .	15
E.1.4	Project Plan . . . . .	15
E.2	Data understanding . . . . .	15
E.2.1	Collect initial data . . . . .	15
E.2.2	Describe data . . . . .	16
E.2.3	Explore data . . . . .	16
E.2.4	Verify data quality . . . . .	16
E.3	Data preperation . . . . .	16
E.3.1	Select data and clean data . . . . .	16
E.3.2	Data construction . . . . .	16
E.3.3	Integrate data . . . . .	16
E.4	Modeling . . . . .	17
E.4.1	Select modeling technique . . . . .	17
E.4.2	Generate test design . . . . .	17
E.4.3	Build model . . . . .	17
E.4.4	Assess model . . . . .	17
E.5	Evaluering . . . . .	17
E.5.1	Evaluation results . . . . .	17
E.5.2	Review process . . . . .	17
E.5.3	Determine the next steps . . . . .	18
E.6	Deployment . . . . .	18

## Figuroversigt

1	Figuren viser test-RMSE for hver model pr. tidshorisont. Den anbefalede model vælges som den med lavest test-RMSE, da dette mål bedst repræsenterer performance på ikke-sete data. . . . .	9
---	--	---

## Tabeloversigt

1	Resultater på test- og CV RMSE (GAP) . . . . .	8
1	Resultater på test- og CV RMSE (GAP) . . . . .	9

# 1 Problemstilling

Fodboldklubber opererer i et felt, hvor sport, kultur og oplevelsesøkonomi mødes, og hvor en hjemmekamp udgør en kompleks serviceleverance med betydning for både økonomi og drift (Bachmaier m.fl. 2018). Efterspørgslen efter kampoplevelsen påvirkes derudover af en række eksterne forhold, herunder modstander, tidspunkt og regulatoriske rammer, hvilket gør planlægning og afvikling af hjemmekampe forbundet med betydelig usikkerhed (Bachmaier m.fl. 2018).

I professionel fodbold arbejdes der derfor i stigende grad med optimering af kampdagsdriften, idet tilskuerat-tendance udgør en central parameter for indtægter, bemanding og afviklingskvalitet (Schreyer og Ansari 2021). Der eksisterer således et betydeligt analytisk potentiale i arbejdet med tilskuertal, hvor ML-modeller kan understøtte en mere præcise vurderinger af fremmødet (Pang og Wang 2024). Anvendelsen af sådanne prædiktioner forudsætter imidlertid ikke kun udviklingen af ML-modeller, men også en klar organisatorisk forankring af, hvordan prognoserne indgår i kampdagsplanlægningen. Udfordringen er således ikke blot at kunne estimere fremmødet, men at gøre tilskuerprædiktioner anvendelige og organisatorisk forankrede på tværs af funktioner og tidshorisonter (Schreyer og Ansari 2021).

Denne problematik danner udgangspunkt for nærværende projekt, der med VFF som case undersøger, hvordan datadrevne tilskuerprædiktioner kan udvikles og organisatorisk forankres inden for klubbens eksisterende datamodenhed og governance-strukturer.

## 1.1 Problemformulering

**Hvordan kan Viborg FF udvikle og organisatorisk understøtte datadrevne tilskuerprædiktioner, så de kan anvendes i kampdagsdriften inden for klubbens nuværende datamodenhed og governance-strukturer?**

### 1.1.1 Underspørgsmål

- (1) Hvordan kan tilskuertallet estimeres ved hjælp af ML-modeller baseret på historiske og offentligt tilgængelige variable samt tidligere observerede tilskuertal ved definerede tidspunkter før kampdagen?
- (2) Hvilken datamodenhed og hvilke nuværende arbejdsgange kendtegner VFF's datahåndtering, og hvilke muligheder og begrænsninger skaber dette for datadrevet drift?
- (3) Hvilke organisatoriske mekanismer skal være til stede for, at prædiktioner kan anvendes meningsfuldt og effektivt i kampdagspraksis?

## 1.2 Afgrænsning

ML modellen udvikles på åbne datakilder og tidligere observerede tilskuertal før kampdagen. Prædiktionen omfatter ikke personrelaterede fanprofiler eller driftsdata, som kræver adgang til interne systemer. Den kvantitative del fokuserer på prædiktion og praktisk anvendelighed frem for kausal forklaring. Den kvantitative del kan derudover kun modellere de mønstre, der fremgår af de tilgængelige variable, ikke forklare effekter, som skyldes enkelte variable eller uobserverede sociale eller strategiske forhold.

Den kvalitative del baseres på uformelle medarbejderinterviews og har til formål at danne grundlag for en vurdering af virksomhedens datamodenhed. Analysen vil derfor udelukkende beskrive de mekanismer, materialet peger på.

# 2 Videnskabsteori og metode

Afsnittet redegør for de centrale designvalg i projektet og forklarer, hvordan disse danner grundlag for analysen.

## **2.1 Videnskabsteoretisk udgangspunkt**

Projektet er tilrettelagt som et mixed methods-studie delt i to spor: en kvantitativ analyse af tilskuertallet og en kvalitativ datamodenhedsanalyse. Projektet udmunder i konkrete anbefalinger for case virksomheden.

Den kvantitative analyse er forankret i et positivistisk videnskabssyn og undersøger, i hvilken grad tilskuertallet kan estimeres ud fra observerbare mønstre i historiske og offentligt tilgængelige data (Fuglsang, Olsen, og Rasborg 2013, pp. 55–76). Analysen gennemføres eksplorativt ved udvikling og test af maskinlæringsmodeller, hvor empiriske resultater anvendes abduktivt til at formulere og justere analytiske antagelser om fremmødet (Hilbe 2022, pp. 205–230).

Den kvalitative analyse er forankret i et kritisk-realistisk videnskabssyn og fokuserer på at identificere de organisatoriske og styringsmæssige mekanismer, der former anvendelsen af data i kampdagsdriften (Fuglsang, Olsen, og Rasborg 2013, pp. 171–190). Her anvendes en abduktiv tilgang gennem en løbende vekselvirkning mellem interviewempiri og teoretiske rammer med henblik på at afdække underliggende strukturer som datamodenhed og governance (Hilbe 2022, pp. 205–230).

Samlet muliggør mixed methods-designet, at projektet både kan belyse, hvordan tilskuertallet kan estimeres, og under hvilke organisatoriske betingelser sådanne prædiktioner realistisk kan understøtte beslutninger i VFFs praksis.

## **2.2 Teori**

Alexandra Instituttets datamodenhedsmodel anvendes som forklaringsramme for, hvilke organisatoriske forudsætninger der skal være opfyldt for, at data kan skabe stabil og gentagelig værdi i drift (Alexandra Instituttet 2017). Modellen bruges ikke kun til at placere VFFs datamodenhed, men også til at forstå, hvad modenhedsniveauer gör muligt, hvor friktion opstår, og hvilke konkrete udviklingsbehov VFF skal dække, for at videreudvikle sin datamodenhed.

## **2.3 Metode**

Den kvantitative del følger CRISP-DM som procesramme for data mining og maskinlæring, bestående af faserne problemforståelse, dataforståelse, databehandling, modellering, evaluering og implementeringsperspektiv (Chapman m.fl. 2000). CRISP-DM sikrer sporbarhed fra forretningsbehov til modeldesign, men kan ikke i sig selv forklare, hvordan prædiktioner organisatorisk omsættes til praksis; derfor suppleres metoden med en teoretisk ramme.

## **2.4 Data**

Projektet baserer sig på tre datatyper. Den kvantitative analyse anvender historiske og offentligt tilgængelige data om tilskuertal og kampkarakteristika, samt tidlige observerede tilskuertal. Data behandles og modelleres i koden (jf. bilag 1). Den kvalitative analyse bygger på uformelle medarbejderinterviews i Viborg FF, der anvendes til at vurdere klubbens datamodenhed og organisatoriske praksis i kampdagsdriften. Interviewene blev transskribteret med klang.ai og er vedhæftet i bilagene (jf. bilag 2).

## **2.5 Kvalitetskriterier**

Projektets kvalitetskriterier varierer på tværs af analysedelene. Reliabiliteten er relativt høj i den kvantitative del grundet standardiserede og reproducerbare data og modeller, men lavere i interviewdelen, da interviewene er uformelle og ikke systematisk tilrettelagt (Otte, Sawert, og Brüderl 2023). Den interne validitet understøttes gennem en abduktiv tilgang, hvor analysen løbende forankres i teoretiske rammer samtidig med, at empiriske observationer tillægges selvstændig vægt. Generaliserbarheden er begrænset og primært analytisk i kraft af undersøgelsens kontekstnære karakter (Otte, Sawert, og Brüderl 2023).

## **3 Analyse**

Analysen har til formål at belyse, hvor præcist tilskueretallet kan forudsiges, og hvilke organisatoriske forhold der har betydning for, om prædiktioner faktisk kan bruges i VFF's kampdagsdrift.

### **3.1 Analyse af den prædictive model**

Den kvantitative analyse (jf. bilag 3) viser, at præcisionen i datadrevne tilskuerprognoser for VFF er stærkt afhængig af tidshorisonten før kampdagen. På tværs af samtlige modeller stiger prædiktionsusikkerheden markant, jo tidligere estimateet foretages, hvilket afspejler et faldende informationsniveau. Prædiktioner tre måneder før kamp er forbundet med betydelig usikkerhed og bør derfor forstås som grove baseline-estimater, der primært kan anvendes til overordnet kapacitets- og budgetplanlægning.

Tættere på kampdagen forbedres prædiktionspræcisionen. Prædiktionen udarbejdet 10 til 3 dage før kamp har væsentligt lavere fejl og er bedre egnet til operationelle beslutninger i kampdagsdriften. Resultaterne viser samtidig, at valget af modeller kun i begrænset omfang påvirker prædiktionen kvalitet.

### **3.2 Datamodenhedsanalyse**

Den fulde analyse af VFF's datamodenhed (jf. bilag 4), viser, at klubben i kampdagsdriften befinner sig i overgangen mellem en operationel og en begyndende strategisk fase.

Analysen peger på, at VFF råder over omfattende og relevante dataressourcer, særligt billetsalgs- og tilskuer-talsdata, som anvendes aktivt i planlægningen af kampdagene.

Den organisatoriske praksis er præget af en stærk driftsorienteret kultur og en flad struktur, hvor beslutninger træffes tæt på opgaven. Dette understøtter hurtig handling, men betyder også, at data sjældent fungerer som et fælles, standardiseret og personuafhængigt beslutningsgrundlag. Analysen viser en tydelig asymmetri mellem sportslig og driftsmæssig anvendelse af data.

### **3.3 Fra teknisk mulighed til organisatorisk beslutningspraksis**

Sammenkoblingen af den kvantitative og den kvalitative analyse adresserer problemformuleringens kerne: Udfordringen for VFF er ikke, hvorvidt præcise tilskuerprædiktioner kan udvikles, men hvorvidt de kan forankres som et fælles og styrende beslutningsinput i kampdagsdriften.

ML modellen dokumenterer, at prædiktioner er tilstrækkeligt præcise til at understøtte konkrete driftsbeslutninger på forskellige planlægningstidspunkter. Interviewanalysen viser imidlertid, at der mangler faste processer, fælles definitioner og klare roller, som kan oversætte disse prædiktioner til personuafhængig handling (jf. bilag 4). Estimater risikerer dermed at forblive "mulig viden" frem for at blive en integreret del af den driftsmæssige styring.

## **4 Anbefalinger**

Med afsæt i analysen præsenterer anbefalingerne de næste skridt, VFF kan tage for at bruge tilskuerprædiktioner mere systematisk i kampdagsdriften.

### **4.1 Etabler faste prognosemilepæle i kampdagsplanlægningen**

VFF anbefales at indføre faste tidspunkter, hvor tilskuerprædiktioner anvendes aktivt i planlægningen, f.eks. ca. 3 måneder, 10 dage og 3 dage før kamp. Prædiktionerne bør forstås som et løbende opdateret beslutningsværktøj, hvor anvendelsen tilpasses tidshorisonten, frem for ét samlet estimat. Dette skaber fælles forventningsafstemning på tværs af kampdagsorganisationen og reducerer usikkerhed systematisk. Når der er etableret stabile rutiner for

anvendelse og evaluering af prædiktionerne, kan datagrundlaget gradvist udvides med interne driftsdata, som VFF allerede råder over, f.eks. information om sædebelægning og frie sektioner. En sådan udvidelse forudsætter dog, at prædiktionen først fungerer som et stabilt og fælles beslutningsgrundlag.

## 4.2 Oversæt prædiktioner til enkle, operationelle beslutningsregler

For at sikre organisatorisk anvendelighed anbefales det at koble prædiktionerne til simple og fælles retningslinjer for centrale driftsbeslutninger, f.eks. intervaller for bemanding og indkøb baseret på forventet fremmøde. Formålet er ikke at automatisere beslutninger, men at understøtte en personuafhængig og konsistent praksis, hvor data supplerer de erfaringer og lokalkendskabet VFFs personale allerede råder over.

## 4.3 Forankre ansvar, opfølgning og læring organisatorisk

Analysen viser, at databrug i dag i høj grad er situationsbestemt og personuafhængigt. VFF anbefales derfor som et næste skridt at etablere et fælles organisatorisk ansvar for tilskuerprædiktioner og opfølgning, forankret i et samarbejde mellem data- og driftsfunktioner. Formålet er at sikre, at prædiktioner anvendes som et fælles beslutningsgrundlag i kampdagsdriften, og at der løbende følges op på afvigelser mellem estimeret og faktisk fremmøde med henblik på læring og justering af praksis. Dette kan i første omgang ske gennem en mindre, tværgående arbejdsgruppe og enkle evalueringsprincipper og bygger videre på VFF's eksisterende retrospektive praksis uden at forudsætte øget teknologisk kompleksitet.

# 5 Konklusion

Projektet viser, at Viborg FF allerede har de nødvendige data og tekniske muligheder for at udvikle anvendelige tilskuerprædiktioner. Den primære udfordring er organisatorisk: at forankre prædiktioner som et fælles, personuafhængigt beslutningsgrundlag i kampdagsdriften. Ved at etablere faste anvendelsespunkter, klare beslutningsregler og systematisk opfølgning kan VFF tage et realistisk næste skridt mod højere datamodenhed uden væsentlige investeringer i ny teknologi.

## 6 Litteraturliste

- Alexandra Instituttet. 2017. *Datamodenhed: En model for organisationers arbejde med data*. Aarhus: Alexandra Instituttet.
- Bachmaier, B., J. Lammert, D. Plumley, R. Wilson, og G. Hovemann. 2018. “Regulatory intensity in English and German professional football: A comparative analysis of national requirements for ensuring financial stability”. *Sport, Business and Management: An International Journal*. <https://doi.org/10.1108/SBM-02-2017-0012>.
- Bang, Claus Grand. 2024. *Data-Driven Decision-Making for Business*. 1. udg. Routledge.
- Chapman, P., J. Clinton, R. Kerber, T. Khabaza, T. Reinartz, C. Shearer, og R. Wirth. 2000. “CRISP-DM 1.0: Step-by-step data mining guide”. CRISP-DM Consortium.
- Danmarks Meteorologiske Institut. u.å. “DMI API”. <https://dmiapi.govcloud.dk/#/>.
- Egholm, Liv. 2014. *Videnskabsteori: Perspektiver på organisationer og samfund*. 1. udg. Hans Reitzels Forlag.
- Fuglsang, L., P. B. Olsen, og K. Rasborg. 2013. *Videnskabsteori i samfundsvidenskaberne*. 3. udg. Frederiksberg: Samfunds litteratur.
- Google. u.å. “Google Trends: Søgeinteresse for /m/07zqnm i Danmark”. <https://trends.google.com/trends/explore?date=all&geo=DK&q=%2Fm%2F07zqnm&hl=en-GB>.
- Hilbe, R. 2022. “Methodologische Grundlagen und Forschungsdesign”. I *Selbst organisiertes Lernen am Gymnasium: Eine Untersuchung interindividueller Unterschiede bei Schülerinnen und Schülern im Umgang mit der Lernerautonomie*, 205–30. Verlag Barbara Budrich. <https://doi.org/10.2307/j.ctv2tjdh4b.9>.
- James, G., D. Witten, T. Hastie, og R. Tibshirani. 2023. *An Introduction to Statistical Learning: With Applications in R*. 2. udg. Springer.
- Nager.Date. u.å. “Public holidays data API”. <https://date.nager.at>.
- Otte, G., T. Sawert, og J. Brüderl. 2023. “Gütekriterien in der Soziologie”. *Zeitschrift für Soziologie* 52 (1): 1–24. <https://doi.org/10.1515/zfsoz-2023-2006>.
- Pang, Y., og F. Wang. 2024. “Forecasting stadium attendance using machine learning models: A case of the National Football League”. *Studia Sportiva* 18 (2): 148–64. <https://doi.org/10.5817/StS2024-2-12>.
- Schreyer, D., og P. Ansari. 2021. “Stadium attendance demand research: A scoping review”. *Journal of Sports Economics* 23 (6): 749–88. <https://doi.org/10.1177/15270025211000404>.
- Superstats. u.å.a. “Energi Viborg Arena - All Time Statistik”. <https://superstats.dk/stadion?aar=2025%2F2026&id=11>.
- . u.å.b. “Kampprogram”. <https://superstats.dk/program>.
- . u.å.c. “Standings by match round and position”. <https://superstats.dk/stilling/pladser-runde?id=&season>.
- Thorborg, Steen. 2013. *Forandringsledelse: En grundbog*. 1. udg. Hans Reitzels Forlag.
- VFF. 2025. “Transskriberede interviews”. <https://eadania.mrooms.net/mod/hsuforum/discuss.php?d=33332>.
- Wickham, H., M. Çetinkaya-Rundel, og G. Grolemund. 2023. *R for Data Science*. 2. udg.

## A Bilag 1: VFF kode

Bilag 1 indeholder den komplette kode. For at bevare fokus på analyse og fortolkning i hovedrapporten er koden ikke gengivet her. Den fulde kode er tilgængelig både i Quarto-filen og i projektets GitHub-repository. Overskrifter nedenfor er kodens opbygning.

### A.1 Link til GitHub

Projektets GitHub-repository kan findes her:

[GitHub repository](#)

### A.2 Datagrundlag og klargøring

### A.3 RSQLight

### A.4 Exploratory analysis

### A.5 Modeludvalg

### A.6 Evaluering

### A.7 Prædiktion på nye kampe

## **B Bilag 2: VFF Interviews**

Bilag 2 indeholder transskriberede interviews med medarbejdere fra Viborg FF. Interviewene refereres i teksten som Interview 1–6 i den rækkefølge, de fremgår af bilaget.

## C Bilag 3: ML modelanalyse

Den følgende analyse undersøger, i hvilket omfang VFF's tilskuertal kan forudsiges ved hjælp af maskinlæringsmodeller på tværs af forskellige tidshorisonter før kampdagen. Fokus er på prædiktiv performance og reduktion af usikkerhed snarere end kausal forklaring, med henblik på at vurdere modellernes anvendelighed som beslutningsstøtte i kampdagsdriften.

### C.1 Datagrundlag og klargøring

Analysen baserer sig på datasættet master\_df, som er konstrueret ved at sammenkoble kampdata (antal tilskuere, ligaplacering og tid) for VFF's hjemmekampe fra Superstats (Superstats, u.å.b, u.å.a, u.å.c) med eksterne datakilder, herunder vejrdata fra DMI (Danmarks Meteorologiske Institut, u.å.), Google Trends (Google, u.å.) og danske helligdage (Nager.Date, u.å.) samt historiske tilskuertal (flere måneder før, 10 dage før og 3 dage før kamp) fra VFFs tidligere hjemmekampe. Efter sammensmeltnings blev datasættet hjemmekampe\_features underlagt datakvalitetskontrol, herunder kontrol for dubletter, korrekt type af variable og konsistens på tværs af kilder.

Ud fra ovennævnte refleksioner blev der afledt features, herunder indikatorer for weekend versus hverdag, årstid, nedbør (dummy), VFF's sportslige performance samt modstanderens styrke, operationaliseret via placering og grupperede kategorier. Observationer med manglende værdier blev fjernet, hvorefter datasættet fremstår konsistent uden NA'er. Derudover blev enkelte variable og sæsonerne 2002/2003 og 2003/2004 ekskluderet, da centrale forklarende variable ikke var tilgængelige. Inklusion af disse sæsoner vurderes at kunne svække modellernes stabilitet og generaliseringsevne, hvorfor de bevidst fratages.

### C.2 Modeludvalg

Formålet med modelleringen var at undersøge, i hvilket omfang VFF's tilskuertal kunne forudsiges ved forskellige tidshorisonter før kampdagen. Analysen blev derfor opdelt i fire prædiktionshorisonter: 3 måneder, 10 dage, 7 dage og 3 dage før kamp.

Datasættet blev opdelt i et træningssæt (80 %) og et testsæt (20 %) ved tilfældig sampling med fast seed. Træningssættet blev anvendt til estimering, modeludvælgelse og tuning, mens testsættet udelukkende blev anvendt til endelig performance-evaluering for at sikre out-of-sample-validering.

Som læringsreference blev der estimeret en "stor regressionsmodel" med samtlige variable. Herefter blev reducerede modeller estimeret via subset selection (Backward og Best subset), hvor modelstørrelsen blev valgt ud fra laveste cross-validation MSE, samt regulariserede modeller (Ridge og Lasso), hvor regulariseringsparameteren -min blev optimeret ved cross-validation. Modellerne blev sammenlignet konsekvent på baggrund af RMSE på testdata. Modelvalget blev baseret på prædiktiv performance og generaliseringsevne frem for statistisk signifikans, idet projektets formål var forudsigelse og beslutningsstøtte snarere end kausal inferens.

Da formålet med analysen var prædiktion, blev modellerne evalueret på test-RMSE, da dette mål kvantificerede den gennemsnitlige prædiktionsfejl på nye data. CV-RMSE, beregnet ved krydsvalidering på træningsdatasættet, blev anvendt som et mere stabilt estimat for den forventede modelperformance. CV-RMSE kunne imidlertid undervurdere den reelle generaliseringsej, særligt ved komplekse modeller eller et begrænset datagrundlag. Derfor blev forskellen mellem test-RMSE og CV-RMSE (gap\_RMSE = test - CV) inddraget som et supplement, idet dette mål gav indblik i modellernes bias-variance-tradeoff og graden af potentiel overfitting.

Tabel 1: Resultater på test- og CV RMSE (GAP)

model	horizon	cv_mse	test_mse	cv_rmse	test_rmse	gap_rmse
Lasso	3d	38964	39244	197	198	1
Backward	3d	37409	41164	193	203	9

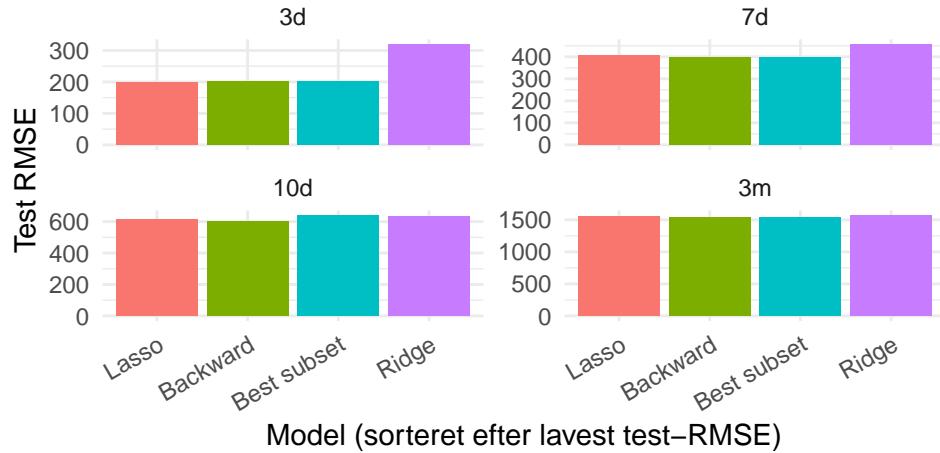
Tabel 1: Resultater på test- og CV RMSE (GAP)

model	horizon	cv_mse	test_mse	cv_rmse	test_rmse	gap_rmse
Best subset	3d	37989	41164	195	203	8
Ridge	3d	85053	101967	292	319	28
Backward	7d	148776	156985	386	396	10
Best subset	7d	148776	156985	386	396	10
Lasso	7d	156898	166695	396	408	12
Ridge	7d	202854	208340	450	456	6
Backward	10d	268994	364948	519	604	85
Lasso	10d	270008	377318	520	614	95
Ridge	10d	306097	397630	553	631	77
Best subset	10d	264037	409181	514	640	126
Backward	3m	1494453	2351936	1222	1534	311
Best subset	3m	1494453	2351936	1222	1534	311
Lasso	3m	1538886	2419393	1241	1555	315
Ridge	3m	1580167	2459786	1257	1568	311

### C.3 Resultater

På tværs af samtlige modeller observeres en klar stigning i RMSE, jo længere tidshorisonten er fra kampdagen. Dette indikerer, at præcisionen i tilskuerprædiktion i høj grad er afhængig af både tidshorisonten og det tilgængelige informationsniveau. At test-RMSE konsekvent overstiger CV-RMSE viser, at krydsvalideringen i varierende grad undervurderer den faktiske prædiktionsfejl på nye data. Små gap-værdier ved korte horisonter (3 og 7 dage før kamp) peger på stabil generalisering, mens større gap ved længere horisonter, særligt tre måneder før kamp, indikerer øget usikkerhed og en tendens til mere optimistiske CV-estimater.

### Modelperformance på test (RMSE) Grundlag for anbefalet model pr. tidshorisont



Figur 1: Figuren viser test-RMSE for hver model pr. tidshorisont. Den anbefalede model vælges som den med lavest test-RMSE, da dette mål bedst repræsenterer performance på ikke-sete data.

Målt på test-RMSE er den bedste model pr. tidshorisont Lasso ved 3 dage før kamp (RMSE = 198), backward/best subset ved 7 dage (RMSE = 396), backward selection ved 10 dage (RMSE = 604) og backward/best

subset ved 3 måneder (RMSE = 1534).

#### C.4 Fortolkning

Resultaterne fra figur 1 viser, at de estimerede modeller generelt leverer meget ens prædiktioner, og at valget af model derfor ikke ændrer det store billede af tilskuerudviklingen. Særligt backward- og best subset-modellerne performer identisk på flere tidshorisonter, hvilket indikerer, at de i praksis udvælger de samme eller meget lignende forklarende variable.

Samtidig observeres det, at Train RMSE i flere tilfælde er lavere end Test RMSE. Dette indebærer, at vores model underestimerer træning datasætet RMSE, hvilket betyder modellen overfitter og har lav bias og høj variance. En mulig forklaring er, at visse modeller udviser højere fleksibilitet i betydningen større tilpasning til træningsdata, hvilket kan føre til øget varians (James m.fl. 2023, kap. 6). Det er imidlertid ikke muligt på baggrund af RMSE alene at fastslå, hvilke modelkomponenter eller forklarende variable der driver denne effekt, hvorfor dette bør undersøges nærmere ved hjælp af inferens og modeldiagnosering.

Selvom Lasso-modellen opnår den laveste test-RMSE ved tre dage før kamp, er forskellen i forhold til backward subset marginal og vurderes ikke at være af praktisk relevans set i forhold til det samlede tilskuer niveau på ca. 7.000–10.000 samt den generelle usikkerhed forbundet med tilskuerprognoser. Denne observation understøtter ISLR's advarsel mod at overfortolke mindre forbedringer i prediction error, når modellerne i øvrigt udviser sammenlignelig generaliseringsevne (James m.fl. 2023, kap. 6.2).

Fortolkningen af resultaterne peger samtidig på, at prognosernes anvendelighed i høj grad afhænger af tidshorisonten. Prognoser langt før kampdagen er forbundet med større usikkerhed og bør derfor forstås som grove estimer, der kan bruges til tidlig planlægning. Prognoser tættere på kampdagen er markant mere præcise og dermed bedre egnet til konkrete beslutninger i kampdagsdriften.

#### C.5 Konklusion

Analysen viser, at backward subset anbefales som model på tværs af tidshorisonter. Modellerne med subset metoden udviser stabil og relativt god performance på testdata og er samtidig enkel at implementere og fortolke.

VFF's tilskuertal kan forudsiges med rimelig præcision, men at prognosernes kvalitet er stærkt afhængig af tidshorisonten før kampdagen. Prognoser langt før kamp fungerer som grove estimer med høj usikkerhed, mens prognosser tættere på kampdagen er markant mere præcise og bedre egnet til operationel planlægning. Valget af model har begrænset betydning for det samlede resultat, og en enkel, robust model kan derfor anvendes som praktisk beslutningsstøtte. Samlet understøtter analysen, at datadrevne tilskuerprognoser kan bidrage til at reducere usikkerhed i kampdagsdriften, når de anvendes med forståelse for deres begrænsninger.

## D Bilag 4: Datamodenhedsanalyse

Med afsæt i interviewmaterialet (jf. bilag 2) analyseres VFF's dataanvendelse i kampafviklingen med henblik på at forklare, hvordan ressourcer, social virkelighed og værdiskabelse tilsammen former klubbens datamodenhed og dens muligheder for videre udvikling.

### D.1 Ressourcer og data

I Alexandra Instituttets datamodenhedsmodel omfatter dimensionen ressourcer og data adgang til data, teknologiske systemer samt de menneskelige ressourcer, der arbejder med data i organisationen (Alexandra Institutettet 2017).

#### D.1.1 Datakilder og datatyper

VFF har adgang til relativt detaljerede og fleksible data om tilskuerantallet og billetsalg (Interview 2, s.33). Billetsystemet udgør her den centrale datakilde i kampdriften og anvendes løbende til at følge billettræk og kapacitetsudnyttelse: "Det eneste, der har fast pladser, som har et sæde på stadion, det er dem, der har oversæsonkort og abonnementer ... ellers alt andet er billettræk" (Interview 4, s. 51). Derudover estimeres sandsynligheden for deltagelse efter køb af billetten (Interview 4, s.47).

Disse datatyper rummer et klart potentiale for systematiske og detaljerede tilskuerestimater fordelt i planlægningshorisonten. Interviewene indikerer dog, at dette potentiale kun i begrænset omfang realiseres, idet data primært anvendes kampnært og situationsbestemt. Set i et forklarende perspektiv peger dette på, at begrænsningen ikke alene ligger i datatilgængelighed, men i de strukturer og arbejdsgange, som former, hvornår og hvordan data kan omsættes til handling (Alexandra Institutettet 2017).

#### D.1.2 Manuelle processer og automatisering

Interviewmaterialet viser, at data i vid udstrækning trækkes og bearbejdes manuelt på tværs af systemer og filformater. Dette fremgår i beskrivelser af projekter, hvor data først skal samles og struktureres, før de kan anvendes: "Der har jeg haft det her broddataprojekt ... både PDF og Excel-filer og alt muligt sjovt ... og så skulle finde ud af, hvordan vi på en eller anden måde kan få struktureret den her data" (Interview 2, s. 20). Den manuelle tilgang materialiserer sig også i et betydeligt ressourceforbrug: "Vi har 3 af de her medarbejdere, det er 12 timer om dagen, som bliver brugt på noget, som er fuldstændig manuelt. Det skal fungere automatisk." (Interview 5, s. 61).

Selv om der arbejdes med automatisering i enkelte arbejdsgange, dokumenterer interviewene, at disse løsninger er sårbar over for ændringer i datastrukturer og leverandørsystemer: "Så ændrede man lige datastrukturen... og så er datastrukturen fuldstændig indlåst. Så alt det, man har brugt tid på at automatisere, det er faktisk, jeg vil ikke sige ikke vedbrugbart. Men det er i hvert fald særligt svært at sætte i brug" (Interview 1, s. 18). Automatisering fremstår dermed ikke som en stabil organisatorisk kapacitet, men som en midlertidig og projektbåren indsats. Dette peger på underliggende mekanismer såsom leverandørafhængighed og manglende fælles standarder, som begrænser dataanvendelsens robusthed i kampdriften (Alexandra Institutettet 2017).

#### D.1.3 Delkonklusion

Interviewene viser, at Viborg FF råder over relevante dataressourcer i forbindelse med prædiktioner for tilskuerantallet, men at disse i praksis anvendes gennem manuelle og driftsorienterede arbejdsgange frem for integrerede og standardiserede løsninger. Analysen peger dermed på et spænd mellem tilgængelige ressourcer og den faktiske måde, de bringes i anvendelse på i kampdriften.

## D.2 Social virkelighed

I Alexandra Institututtets datamodenhedsmodel vedrører dimensionen social virkelighed de arbejdskulturer, samarbejdsformer og organisatoriske normer, som former, hvordan data anvendes og tillægges betydning i praksis (Alexandra Institututtet 2017).

### D.2.1 Projektbaseret dataanvendelse og samarbejde

Interviewene viser at samarbejde omkring data primært opstår i forbindelse med konkrete og tidsafgrænsede projekter frem for som en kontinuerlig organisatorisk praksis: "... nu har jeg jo ikke oplevet nogen, der kommer og spørger efter noget data, medmindre det har været fordi, de har haft et projekt" (Interview 5, s. 53). Dataanvendelse fremstår dermed som situationsbetinget og funktionsopdelt, hvilket begrænser mulighederne for fælles læring og et stabilt beslutningsgrundlag i kampdriften (Alexandra Institututtet 2017). Set forklarende peger dette på en arbejdskultur, hvor data først aktiveres, når et konkret formål legitimerer indsatsen.

### D.2.2 Roller, ansvar og organisatorisk sårbarhed

Dataarbejdet i VFF er organiseret i et spænd mellem løbende drift og afgrænsede udviklingsprojekter (Interview 1, s. 14). Interviewene peger samtidig på fraværet af fælles organisatoriske retningslinjer og et entydigt placeret dataansvar: "... der er ikke generelle retningslinjer" (Interview 5, s. 65) og "... der tror jeg ikke helt vi er der hvor vi fast kan sige at det er den her person" (Interview 5, s. 53).

Der er dog en tydelig bevidsthed om risikoen ved personafhængighed og ønsket om mere robuste løsninger: "Hvis Daniel han er væk i morgen, så er der stadig noget der kører videre. Så ligger det ikke bare på vores computer" (Interview 1, s. 12). Samtidig beskrives konsekvensen af manglende institutionalisering eksplisit: "Så skifter de arbejdsplads... og så er der bare intet tilbage" (Interview 1, s. 12). Dette peger på en underliggende organisatorisk struktur, hvor viden og data forankres i individer frem for i fælles systemer, hvilket har direkte betydning for datamodenheden i kampafviklingen (Alexandra Institututtet 2017).

Interviewene peger desuden på en strukturel begrænsning i datagrundlaget, idet antallet af hjemmekampe er lavt: "Vi har 16 hjemmekampe om året... det kræver at tage ret mange sæsoner" (Interview 2, s. 33–34). Denne begrænsning reducerer mængden af observationer og vanskeliggør opbygningen af robuste modeller over tid. Samtidig bidrager den til at forklare, hvorfor erfaringsbaserede og intuitive beslutningsformer fortsat spiller en central rolle i kampdriften, selv når relevante dataressourcer er til stede (Alexandra Institututtet 2017).

### D.2.3 Drift, udvikling og kulturel asymmetri

Den sociale organisering af dataarbejdet er præget af en tydelig opdeling mellem drift og udvikling. Driftsopgaver prioriteres højt og fylder en stor del af arbejdstiden, mens udviklingsarbejde adskilles organisatorisk: "Driftsprojekterne er måske noget, der skal tage et par timer i løbet af en uge. Hvor det, der tager udvikling, er dit primære projekt" (Interview 5, s. 63). Interviewene peger samtidig på markante forskelle i dataanvendelsen mellem organisatoriske domæner. I den sportslige del af organisationen anvendes data systematisk og understøttes af dedikerede analytiske ressourcer: "Og så er der analytikere, som laver mange forskellige ting" (Interview 1, s. 3). Fraværet af tilsvarende strukturer i kampdriften peger analytisk på en kulturel og organisatorisk asymmetri i dataanvendelsen på tværs af VFF (Alexandra Institututtet 2017).

### D.2.4 Delkonklusion

Interviewene viser, at VFF's sociale virkelighed i kampdriften er kendtegnet ved projektbaseret dataanvendelse, uklart ansvar og en tydelig opdeling mellem drift og udvikling. Data indgår dermed primært som et middel til løsning af konkrete opgaver frem for som et fælles organisatorisk referencepunkt, hvilket begrænser muligheden for systematisk læring og videreudvikling af databrugen.

## D.3 Værdier

I Alexandra Instituttets datamodenhedsmodel vedrører dimensionen værdier den type værdi, data faktisk skaber i organisationen, og i hvilket omfang denne værdi realiseres i praksis (Alexandra Instituttet 2017).

### D.3.1 Kampnær værdi

Interviewmaterialet dokumenterer, at klubben anvender data fra billetsystemer til at reducere usikkerhed tæt på kampdagen. En interviewperson beskriver, hvordan aktuelle billetdata kombineres med historiske udnyttelsesgrader for at estimere fremmødet (Interview 2, s. 34). Her fremstår værdien af data som konkret og handlingsorienteret, idet data muliggør justering af bemanding og ressourcer på et mere informeret grundlag end erfaring alene.

Samtidig viser interviewene, at denne værdiskabelse primært realiseres sent i beslutningsprocessen. Fremadskuende estimerer prioriteres i begrænset omfang, fordi data kan trækkes løbende og tæt på kampstart: "Vi har leget lidt med det [forecast], men fordi vi har den mulighed med, at vi hele tiden kan trække billetter, så er det ikke blevet prioriteret i vores dagligdag" (Interview 2, s. 34). Dette indikerer, at dataens værdi forstås som situeret og kampnær snarere end som et grundlag for tidlig planlægning eller strategisk kapacitetsstyring. Penne problematik peger på, at værdien først opstår, når data kan omsættes direkte til handling inden for den eksisterende driftslogik (Alexandra Instituttet 2017).

### D.3.2 Afgrænsset læring

Afgrænsset læring Interviewmaterialet viser desuden, at data anvendes aktivt til at styre og evaluere indsatser på kampniveau. Kampene kategoriseres, og data bruges til at vurdere behovet for aktivering: "En C-kamp er en kamp, hvor vi er opmærksomme på, at hvis vi skal nå et tilskuertal, som er vores måltal, så skal der aktiveres" (Interview 3, s. 41). Her skaber data værdi ved at informere konkrete beslutninger om markedsføring og aktivering, men værdien er fortsat knyttet til den enkelte kamp frem for til en samlet, langsigtet styring af tilskuertallet (Alexandra Instituttet 2017).

Interviewene giver derimod ikke belæg for, at værdien af data systematisk opsamles eller evalueres på tværs af kampe. Der fremgår ingen beskrivelser af fælles KPI'er, formaliserede evalueringsrutiner eller løbende vurdering af, om dataanvendelsen forbedrer kampafviklingen over tid. Fraværet af sådanne mekanismer betyder, at værdiskabelsen i høj grad forbliver situationsbestemt og lokalt forankret frem for at blive omsat til organisatorisk læring (Alexandra Instituttet 2017).

### D.3.3 Delkonklusion

Interviewene viser, at værdien af data i VFF primært knytter sig til operativ understøttelse af kampafviklingen, særligt i relation til tilskuertal, kapacitetsudnyttelse og bemandingsbeslutninger.

## D.4 Samlet vurdering af datamodenhed

På baggrund af analysen vurderes VFF samlet set at befinde sig i overgangen mellem den operationelle og den tidlige strategiske fase i Alexandra Instituttets datamodenhedsmodel i relation til kampafvikling. Klubben råder over relevante data, teknologiske systemer og kompetencer, og data anvendes aktivt i praksis. Datamodenheden er således ikke lav, men kendtegnet ved en selektiv og kampnær anvendelse af data.

Set i et kritisk realistisk perspektiv skyldes begrænsningerne i datamodenhed ikke primært manglende data eller teknologi, men underliggende organisatoriske og sociale mekanismer. Disse omfatter manuelle arbejdsgange, projektbaseret samarbejde, uklart ansvar og en driftslogik, hvor data først tillægges værdi, når de kan omsættes direkte til handling tæt på kampdagen.

Bevægelsen mod næste datamodenhedsfase forudsætter derfor, at eksisterende praksisser institutionaliseres, at data anvendes tidligere i planlægningshorisonten, og at værdien af data systematisk opsamles og evalueres på tværs af kampe.

## **E Bilag 5: CRISP-DM**

CRISP-DM har fungeret som det overordnede metodiske styringsværktøj for projektet og har sikret en systematisk og sammenhængende proces fra afklaring af forretningsproblem til evaluering og anvendelsesperspektiv.

### **E.1 Business understanding**

I Business Understanding-fasen blev projektets forretningsmæssige problem, mål og rammebetegnelser afklaret med henblik på at sikre, at den efterfølgende analyse adresserede et konkret og relevant beslutningsbehov (Chapman m.fl. 2000, 16–19).

#### **E.1.1 Business Objective**

I dette projekt blev forretningsproblemet identificeret som usikkerhed om anvendelsen af tilskuerprædiktioner forud for hjemmekampe og de konsekvenser, dette har for planlægning af bemanding, logistik og ressourceforbrug i Viborg FF's kampdagsdrift.

#### **E.1.2 Assess Situation**

VFF's nuværende praksis er kendtegnet ved kampnær og situationsbestemt brug af data samt manuelle arbejdsgange, hvilket skaber usikkerhed og begrænsner muligheden for systematisk planlægning og læring (jf. bilag 3). Projektets rammer er samtidig præget af et begrænset antal observationer pr. sæson og fravær af personrelaterede fan- og driftsdata. Disse forhold udgør centrale constraints, assumptions and risks og understreger, at modellens brugbarhed skal vurderes i lyset af de organisatoriske og strukturelle betingelser, som præger kampdagsdriften (Chapman m.fl. 2000, 16–19).

#### **E.1.3 Data Mining Goal**

Forretningsmålet blev operationaliseret til et data mining goal om at prædiktere tilskuertallet ved flere faste tidshorisonter før kampdagen. Formålet var at vurdere, hvordan prædiktionernes kvalitet og stabilitet varierer med tidshorisonten, og i hvilket omfang de kan understøtte konkrete beslutninger i kampdagsdriften. Den kvantitative modellering er forankret i et positivistisk videnskabssyn, idet analysen baserer sig på observerbare data, standardiserede metoder og målbare succeskriterier i form af prædiktionsfejl målt ved RMSE (jf. synopsis: videnskabsteori).

#### **E.1.4 Project Plan**

Projektet blev tilrettelagt som et eksplorativt data mining-forløb i overensstemmelse med CRISP-DM, hvor business understanding, data understanding, data preparation, modelling, evaluation og deployment indgik som sammenhængende faser (Chapman m.fl. 2000, 16–19). Processen muliggjorde løbende justering af både modeller og analytiske antagelser i takt med nye empiriske indsigtter og sikrede, at analysen forblev forankret i et realistisk forretningsbehov frem for en rent teknisk optimeringsopgave.

## **E.2 Data understanding**

I Data Understanding-fasen blev de tilgængelige datakilder indsamlet, gennemgået og udforsket med henblik på at vurdere deres kvalitet, relevans og potentiale for at understøtte den efterfølgende modellering (Chapman m.fl. 2000, 20–22).

#### **E.2.1 Collect initial data**

I Data Understanding-fasen startede vi med at se på de hjemmesider, der var stillet til rådighed i opgaven, og få dem ind i projektet (Chapman et al., 2000, s. 20-22). Samtidig indsamlede vi supplerende variable via

scraping/API'er: kampdata og tilskuertal fra Superstats (scraping), kampstarttidspunkt fra programsider, vejr via DMI API-kald, samt helligdage via et holiday-endpoint, som efterfølgende blev joinet på kampdato. At der var flere kilder, betød også, at integration og konsistens mellem kilder blev et tidligt opmærksomhedspunkt allerede i data understanding (Chapman m.fl. 2000, kap. 2.1).

### **E.2.2 Describe data**

Derefter blev begreberne beskrevet ved at gennemgå “overfladeegenskaber”: hvilke felter vi faktisk havde, hvilke formater de kom i, og om de dækkede de behov, som prædiktion krævede (Chapman m.fl. 2000, kap. 2.2). I koden ses det bl.a. i standardisering af kolonnenavne, parsing af datoer/klokkeslæt, samt harmonisering af modstandernavne (inkl. forkortelser) på tværs af datasæt.

### **E.2.3 Explore data**

Vi explored data gennem simple udtræk og kontroller, der svarer til CRISP-DM's idé om at bruge querying/rapportering til at få første indsigt, tjekke fordelinger og relationer – og formulere foreløbige hypoteser. Her havde arbejdet en tydelig positivistisk side: vi forventede, at stabile, observerbare mønstre (fx kampkarakteristika, timing og historiske tilskuertal) kunne fanges i data (jf. synopsis: videnskabsteori). Samtidig var processen abduktiv: vi lod også de mønstre og “overraskelser”, vi så i data, påvirke hvilke variable og konstruktioner der blev mest relevante at tage med videre.

### **E.2.4 Verify data quality**

Endelig ved systematisk at lede efter klassiske dataproblemer (manglerende værdier, inkonsistente formater og ufuldstændig dækning) og håndtere dem pragmatisk – fx filtrering på NA i laggede tilskuertal og tjek for dubletter/fejlformater – i tråd med CRISP-DM's kvalitetscheck, før man går videre til egentlig data preparation og modellering (Chapman m.fl. 2000, 20–22).

## **E.3 Data preparation**

I Data Preparation-fasen blev de indsamlede datasæt omsat til et samlet og modellérbart analysegrundlag. Fokus var at skabe et konsistent datasæt, der understøttede projektets data mining goal (Chapman m.fl. 2000, 23–25).

### **E.3.1 Select data and clean data**

Først blev relevante observationer og variable udvalgt med fokus på VFF's hjemmekampe, idet bortekampe og sæsoner med utilstrækkelig datadækning blev fravalgt for at sikre konsistens og sammenlignelighed. Herefter blev data renset gennem standardisering af datoformater, modstandernavne samt fjernelse af observationer med manglende værdier.

### **E.3.2 Data construction**

Som led i data construction blev der konstrueret nye forklarende variable, der afspejlede kampens kontekst og planlægningshorisont, herunder indikatorer for weekend/weekday, årstid, vejrforhold samt laggede tilskuertal ved faste tidspunkter før kampdagen (3, 7 og 10 dage). Disse variable blev udledt på baggrund af både domæneviden og forventninger om stabile mønstre i tilskueradfærd, men uden at fastlåse kausale antagelser.

### **E.3.3 Integrate data**

Afslutningsvis blev data fra de forskellige kilder sammenkoblet i ét samlet datasæt, hvor nøgler som kampdato og modstander sikrede korrekt matchning på tværs af kilder. Resultatet var et konsistent feature-sæt uden manglende værdier. Samlet sikrede data preparation-fasen, at den efterfølgende modellering byggede på et

struktureret og reproducerbart datagrundlag, i tråd med CRISP-DM's princip om, at størstedelen af arbejdet i data mining ligger i klargøring frem for selve modelleringen (Chapman m.fl. 2000, 23–25).

## E.4 Modeling

I Modelling-fasen blev der udviklet og testet flere prædictive modeller med henblik på at vurdere, i hvilket omfang tilskuertallet kunne estimeres ved forskellige planlægningshorisonter før kampdagen (Chapman m.fl. 2000, 27–29).

### E.4.1 Select modeling technique

Som led i select modelling technique blev der valgt lineære regressionsbaserede modeller, herunder subset-baserede modeller samt regulariserede modeller. Valget af modeller afspejlede et ønske om robuste og fortolkelige modeller med fokus på prædiktion frem for kausal forklaring, i tråd med projektets forretningsmål.

### E.4.2 Generate test design

Datasættet blev opdelt i et træningssæt og et testsæt ved tilfældig sampling med fast seed for at sikre reproducbarhed og out-of-sample validering. Samme testdesign blev anvendt konsekvent på tværs af alle modeller og tidshorisonter, hvilket muliggjorde direkte sammenligning af performance.

### E.4.3 Build model

Modellerne blev estimeret separat for hver prædiktionshorisont (3 måneder, 10 dage, 7 dage og 3 dage før kamp). Modeludvælgelse og tuning blev gennemført via krydsvalidering, hvor regulariseringsparametre og modelstørrelse blev fastlagt ud fra lavest cross-validated RMSE.

### E.4.4 Assess model

Afslutningsvis blev modellerne assessed ved at sammenholde CV-RMSE og test-RMSE med henblik på at vurdere både prædictiv præcision og generaliseringsevne. Forskellen mellem CV- og test-RMSE blev anvendt som et supplement til at identificere potentiel overfitting. Samlet sikrede modellering-fasen, at modellerne blev vurderet systematisk og i direkte relation til deres anvendelighed som beslutningsstøtte frem for som statistiske forklaringsmodeller (Chapman m.fl. 2000, 27–29).

## E.5 Evaluering

I Evaluation-fasen blev de estimerede modeller vurderet med henblik på at afgøre, om de opfyldte projektets data mining goal og de overordnede business success criteria (Chapman m.fl. 2000, 30–31).

### E.5.1 Evaluation results

Den tekniske evaluering tog udgangspunkt i modellernes prædictive performance på test-RMSE. Resultaterne blev sammenholdt på tværs af modeller og tidshorisonter for at vurdere stabilitet, generaliseringsevne og følsomhed over for tidshorisonten før kampdagen (Chapman m.fl. 2000, 30–31).

### E.5.2 Review process

Evalueringen viste, at modellernes præcision varierede systematisk med planlægningshorisonten, og at prædiktioner tættere på kampdagen var væsentligt mere stabile og anvendelige end tidlige estimater. På den baggrund blev modellerne ikke vurderet isoleret på lavest mulig fejl, men i relation til, hvilke beslutninger de realistisk kunne understøtte på forskellige tidspunkter i kampdagsplanlægningen.

### **E.5.3 Determine the next steps**

Samlet fungerede evalueringen som et beslutningspunkt, hvor det blev vurderet, i hvilket omfang modellerne kunne anses som tilstrækkeligt valide og brugbare i praksis, samt hvilke begrænsninger der skulle medtænkes ved deres anvendelse.

## **E.6 Deployment**

I Deployment-fasen flyttes fokus til anvendelse af de estimerede tilskuertalsprædiktioner (Chapman m.fl. 2000, 32–33).

På baggrund af evalueringen vurderes modellerne som egnede til anvendelse som beslutningsstøtte ved faste planlægningspunkter før kampdagen. Deployment i VFF's kontekst indebærer derfor ikke automatiserede beslutninger og teknisk implementering, men anvendelse af prædiktioner som et fælles referencepunkt i kampdagsplanlægningen.

Et centralt element i deployment er derfor etablering af klare anvendelsesrammer og ansvar, således at prædiktionerne indgår som et standardiseret input frem for et ad hoc-værktøj. Samtidig forudsætter bæredygtig deployment en systematisk opfølgning, hvor afvigelser mellem estimeret og faktisk fremmøde anvendes til løbende læring og justering af både modeller og praksis (Chapman m.fl. 2000, 32–33). Denne tankegang blev en vigtig del i anbefalingerne, hvor vi vurderede vores model på baggrund af VFFs business objective og datamodenhedsanalysen (jf. bilag 4) for at finde frem til anbefalinger som giver mening i VFFs kontekst.