

RÄTT SIDA FEMPROCENTSSPÄRREN

– om frekventistiska och bayesianska metoder för
opinionsmätningar

Mårten Augustsson och Ida Haggren

2022-02-14

Handledare Jakob Bergman

Kandidatuppsats i statistik, 15 hp



LUNDS
UNIVERSITET

Ekonomihögskolan vid Lunds universitet

Statistiska institutionen

Abstract

This bachelor's thesis in statistics explores frequentist and bayesian methods for parameter estimation and compares their usefulness when applied to opinion polls of party sympathies in the Swedish political system. Through simulation in R, random samples are generated from a population modelled after the Swedish electorate at various points during the 2010s and 2020s. The party for which each individual would vote, were it election today, is then noted. Sampling is simulated for three different scenarios with different degrees of variation in the population's party sympathies over seven months' time.

These samples are used to estimate party sympathies for the population, both with a frequentist method using the central limit theorem to construct a confidence interval, and with two different bayesian methods using the conjugate prior relationship between the multinomial and Dirichlet distributions to construct credibility intervals. The two bayesian methods differ in regards to the weight that the sample data from a previous month has in estimating the parameters at a later time. Through 1000 runs of each method applied to each scenario, we investigate how often the produced confidence interval (for the frequentist method) or credibility interval (for the bayesian methods) encompasses the true parameter values of party sympathy shares at the last month of measurement.

The bayesian model where the weights of all previous months' observations accumulate over time is found to be inferior to both other methods, infrequently including the true parameter values in its credibility intervals for all three scenarios. The frequentist model is more comparable to the bayesian model where the weight of a given month's observations deteriorates over time, but the latter model is ultimately shown to be superior in its accuracy regarding the population party sympathy share.

Keywords: Opinion polls, sampling theory, bayesian statistics, multinomial distribution, dirichlet distribution.

Innehållsförteckning

1	Inledning	1
2	Teoretisk bakgrund	2
2.1	Opinionsundersökningar	2
2.2	Frekventistiska skattningsmetoder	2
2.2.1	Sannolikhetsurval och OSU	2
2.2.2	Bortfall och efterstratifiering	3
2.2.3	Multinomialfördelningen	4
2.2.4	Konfidensintervall	4
2.3	Bayesianska skattningsmetoder	5
2.3.1	A priori- och a posteriori-fördelningar	5
2.3.2	Kredibilitetsintervall	6
2.3.3	Konjugata a priori-fördelningar och Dirichlet-fördelningen	7
3	Metod	9
3.1	Population och urval	9
3.2	Frekventistisk skattning	13
3.3	Bayesiansk skattning	15
4	Resultat	18
4.1	Normalitet	18
4.2	Metodernas empiriska konfidens- respektive kredibilitetsgrad	18
5	Diskussion	21
6	Referenser	23
A	Demografiska data och partisymptiundersökningar	26
B	Figurer	31
C	R-kod	35

1 Inledning

En ständigt relevant fråga i ett samhälle med regelbundna val till de politiska församlingarna är de olika partiernas stöd hos väljarkåren, vilket kan ses som en indikation på deras framtida mandattilldelning i nästkommande val (Holmberg och Petersson 1998, s. 124–125). Att kunna få regelbundna skattningar av väljarkårens åsikter möjliggör för partierna att anpassa sin politik för att maximera antalet röster i kommande val genom att analysera vilka handlingar och ställningstaganden som leder till ökat respektive minskat stöd hos väljarna (Holmberg och Petersson 1998, s. 72–73, 124–125).

Delvis på grund av detta är frågan ”Vilket parti skulle du rösta på om det var val idag?” mycket vanlig att ställa i olika enkäter, framförallt från de så kallade opinionsinstituten. Ett antal olika institut som t.ex. SCB, Sifo, Demoskop och Novus ställer idag frågan till ca 2000–20000 personer med frekvenser som varierar mellan en gång i halvåret och en gång i månaden (SCB 2021b, Novus 2021, Demoskop 2021, Kantar Sifo 2021b). Ett viktigt metodologiskt övervägande för dessa institut är hur de ska gå tillväga för att så effektivt som möjligt samla in bästa möjliga data. Ett annat mycket viktigt övervägande är hur datan ska analyseras när den väl är insamlad, det vill säga hur stickprovets data kan användas för att dra slutsatser om hela populationen – väljarkåren.

I denna uppsats presenteras resultatet av en simuleringsstudie där vi upprepade gånger drar ett stickprov från en simulerad population, analyserar stickprovet med olika metoder och därefter jämför metodernas förmåga att skatta det sanna partistödet. Vi använder oss i studien av programspråket R (The R Foundation 2021).

Syftet med uppsatsen är att uttala sig om hur väl dels en frekventistisk modell, dels två varianter av en bayesiansk modell, lyckas skatta andelen väljare som skulle rösta på respektive parti med hjälp av ett urval i liknande storleksordning som de urval som opinionsinstituten gör. Syftet är inte på något sätt att försöka skatta väljaropinionen i Sverige idag eller att prediktera valresultatet i september 2022, utan uppsatsen inriktar sig på frekventistiska och bayesianska metodernas applicerbarhet på denna empiriska fråga, i syfte att jämföra de två skolorna.

Uppsatsens första två kapitel behandlar teorin som ligger till grund för studien respektive metoderna som använts. Båda dessa är i sin tur uppdelade i tre delar. Den första delen i teorin diskuterar opinionsundersökningar som fenomen och tidigare forskning kring dessa, och detta följs sedan av två delar med teoretiska genomgångar av frekventistisk respektive bayesiansk analys. Metodkapitlet följer ett liknande upplägg, där den första delen är inriktad på studiens tillvägagångssätt för att skapa en simulerad population och dra urval ur denna. Den andra och tredje delen i metoden handlar, precis som motsvarande delar i teorin, om frekventistisk respektive bayesiansk analys och hur dessa två metoder använts i studien.

Efter dessa två kapitel följer en presentation av simuleringens resultat, vars implikationer därefter diskuteras i uppsatsens sista del.

2 Teoretisk bakgrund

2.1 Opinionsundersökningar

Fenomenet opinionsundersökningar, att undersöka folkets åsikt i olika samhällsfrågor, menar Holmberg och Petersson (1998, s. 9) är ett uttryck för två stora samhällsförändringar: dels demokratisering, vilken gjort att folkmajoritetens åsikt blivit mycket viktig för den politiska debatten och politikens genomförande, dels en kvantifiering där möjligheten att mäta samhällsfenomen genom tydliga kvantiteter vunnit stor popularitet under de senaste århundradena (Holmberg och Petersson 1998, s. 11–12). Opinionsundersökningarnas påverkan på demokratin är omtvistad, där deras tidiga förespråkare såg dem som ett sätt för folket att jämlikt kunna uttrycka sina åsikter även när det inte är allmänt val eller folkomröstning (Holmberg och Petersson 1998, s. 15–16), medan mer sentida kritiker mot opinionsundersökningarna argumenterat för att de genom vilka frågor som ställs lätt kan manipulera undersökningsresultatet, samt leda till att politiker blir alltför följsamma för opinionsläget snarare än att stå fast vid sina värderingar (Holmberg och Petersson 1998, s. 20–22).

Just partisympatiundersökningar, väljarbarometrar, ses av Holmberg och Petersson (1998, s. 124–125) som de absolut viktigaste och mest uppmärksammade av opinionsundersökningarna. Under 2021 har sju olika aktörer publicerat väljarbarometrar med olika tidsfrekvenser, antal deltagare, svarsbenägenhet och skattningar (val.digital 2021). Även aktörernas urvalsmetoder skiljer sig åt, där till exempel SCB gör telefonintervjuer med ett slumpmässigt urval ur folkbokföringen (SCB 2021a). Andra aktörer gör också telefonintervjuer med slumpmässigt valda individer där det inte är lika klarlagt vilken urvalsram de har (Kantar Sifo 2021a), medan ytterligare andra använder sig av olika respondentpaneler (Demoskop 2021). Information om institutens metoder för att med hjälp av datan göra skattningar har inte gått att inhämta – enligt Demoskops VD Karin Nelsson (personlig kommunikation, 2021–10–20) är metoderna både komplexa och föränderliga vilket gör det svårt att förklara dem externt.

2.2 Frekventistiska skattningsmetoder

2.2.1 Sannolikhetsurval och OSU

När ett stickprov används för att dra slutsatser om hela populationen finns alltid den underliggande osäkerheten att stickprovets egenskaper kan skilja sig väsentligt från populationens. Ett sätt att tillse att detta stickprov åtminstone i genomsnitt har samma sammansättning som populationen är att göra ett *sannolikhetsurval*, vilket innebär att varje individ i populationen har en känd sannolikhet att bli medtagen i urvalet och att urvalet sedan görs slumpmässigt utifrån dessa sannolikheter (Lohr 2010, s. 25). Fördelen med sannolikhetsurval är dels att väntevärdesriktiga skattningar kan bestämmas, dels att korrekta mått på osäkerheten i olika skattningar kan beräknas (Dahmström 2011, s. 265).

Den enklaste typen av sannolikhetsurval är ett obundet slumpmässigt urval (OSU), där varje möjligt

stickprov om n individer har samma sannolikhet att väljas ur den N individer stora populationen (Lohr 2010, s. 34). Detta medför att inklusionssannolikheten inte bara är känd utan också *lika* för alla individer i populationen (Lohr 2010, s. 26). Populationsparametrar såsom totalvärden, medelvärden och andelar kan då skattas med hjälp av motsvarande data i stickprovet, och med ett OSU kommer dessa skattningar dessutom vara väntevärdesriktiga (Lohr 2010, s. 36–38).

2.2.2 Bortfall och efterstratifiering

Teoretiskt leder alltså ett OSU till en väntevärdesriktig skattning av den information om populationen som eftersöks. När man genomför stickprovsundersökningar stöter man dock ofta på praktiska problem som ger upphov till en skevhet i resultaten. Om det finns *systematiska fel* kommer det i genomsnitt uppstå en avvikelse från de sanna värdena i resultaten, *bias*. Systematiska fel kan till exempel vara täckningsfel, mätfel eller bortfallsfel, varav det sistnämnda är särskilt relevant för uppsatsen. Bortfall innebär att det av olika anledningar inte går att få data från vissa av de individer som ingår i urvalet. Om bortfallet är helt slumpmässigt innebär inte detta ett problem, men om bortfallet på något vis korrelerar med variabeln som avses undersökas kommer ett systematiskt fel att uppstå (Dahmström 2011, s. 353–357).

Lohr (2010, s. 330) nämner som en ansats för att hantera bortfall, i den mån det inte kan förhindras i undersökningens design och genomförande, att använda sig av olika modeller för att kompensera för bortfallet och försöka minska urvalets systematiska fel. En metod för kompenstation är att efterstratifiera urvalet på en eller flera (ofta demografiska) variabler där varje stratums storlek i populationen N_h är känd (Lohr 2010, s. 342). De olika punktskattningarna inom respektive stratum viktas med respektive relativ stratumsstorlek $\frac{N_h}{N}$ samman till en total skattning av parametern i fråga (Lohr 2010, s. 342–343). Skattningen av en given populationsandel π blir då med poststratum h , populationsstratumstorlek N_h , populationsstorlek N och skattad andel inom respektive poststratum $\hat{\pi}_h$ (Williams 2009, s. 3)

$$\hat{\pi}_{post} = \sum_{h=1}^H \frac{N_h}{N} \hat{\pi}_h,$$

där H är antalet poststrata. En sådan efterstratifiering tillser att stickprovet har samma egenskaper som populationen ifråga om de variabler som stratifieras på, men om stickprovet avviker från populationen i fråga om andra egenskaper kommer ett systematiskt fel finnas kvar. Lohr (2010, s. 343–344) skriver att en skattning från ett sådant urval saknar bias endast om antingen alla individer har samma svarsbenägenhet inom varje poststratum, eller om svarsbenägenheten är okorrelerad med undersökningsvariabeln.

Lohr (2010, s. 143) skriver också att vid ett efterstratifierat urval kan en punktskattnings variansskattning approximeras med variansskattningen för ett proportionellt allokerat stratifierat urval, förutsatt att:

- De demografiska gruppernas andelar av populationen, $\frac{N_h}{N}$, är kända (för de demografiska grupper som utgör poststrata).
- Varje stratum har minst 30 förväntade observationer i stickprovet, $E[n_h] \geq 30$.

- Stickprovet n är stort.

(Lohr 2010, s. 143)

Under förutsättningarna ovan kan variansen för en skattning av en andel i ett efterstratifierat urval med poststrata h , urvalsstorlek n , populationsstorlek N och stickprovsandel (inom respektive poststratum) $\hat{\pi}_h$, enligt Lohr (2010, s. 143) approximeras med skattningsvariansen för ett proportionellt stratifierat urval,

$$\hat{V}(\hat{\pi}_{post}) \approx \hat{V}_{prop}(\hat{\pi}_{strat}),$$

där proportionalitet innebär att $\frac{n_h}{N_h} = \frac{n}{N}$ för alla strata h (Lohr 2010, s. 85), det vill säga:

$$\hat{V}_{prop}(\hat{\pi}_{strat}) = \left(1 - \frac{n}{N}\right) \sum_{h=1}^H \left(\frac{N_h}{N}\right)^2 \frac{\hat{\pi}_h(1 - \hat{\pi}_h)}{n_h - 1}$$

(Lohr 2010, s. 81).

Detta är att jämföra med ett obundet slumpmässigt urval (OSU), där enligt Lohr (2010, s. 38) skattningen har den skattade variansen

$$\hat{V}(\hat{\pi}) = \left(1 - \frac{n}{N}\right) \frac{\hat{\pi}(1 - \hat{\pi})}{n - 1}.$$

2.2.3 Multinomialfördelningen

Vid upprepade oberoende slumpförsök där vart och ett av de n försöken kan ge k olika kvalitativa utfall (klasser), såsom vilket av k partier en individ kommer rösta på, kan det totala antalet utfall i varje klass som inträffar vid n försök beskrivas med en så kallad multinomialfördelning. Vart och ett av de k utfallen inträffar vid ett enskilt försök med sannolikhet π_i , där de k sannolikheterna har summan $\sum_{i=1}^k \pi_i = 1$. Sannolikheten att \mathbf{X} , en vektor av längden k som beskriver antalet gånger som varje utfall inträffar, antar ett visst värde kan vid n antal försök beskrivas med sannolikhetsfunktionen:

$$p(x_1, x_2, \dots, x_k | n, \boldsymbol{\pi} = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_k)) = \frac{n!}{x_1! x_2! \dots x_k!} \prod_{i=1}^k \pi_i^{x_i}$$

(Frigyik et al. 2010, s. 5).

Detta kan uttryckas som att $\mathbf{X} \sim \text{Multi}(n, \boldsymbol{\pi})$.

2.2.4 Konfidensintervall

Summan av ett antal multinomialfördelade slumpvariabler kan, liksom för andra sannolikhetsfördelningar, med tillräckligt stort stickprov approximera normalfördelningen enligt centrala gränsvärdessatsen såsom den beskrivs av Gut (2009, s. 162).

Skattningen av andelen som röstar på ett givet parti kan förstås som summan av alla observationer x_{ij} , där $x_{ij} = 1$ om individ j sympatiserar med parti i och $x_{ij} = 0$ annars, dividerat med antalet observationer n , alltså: $\hat{\pi}_i = \frac{1}{n} x_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{ij}$. Eftersom denna skattning bygger på att summera n st oberoende och

identiskt fördelade slumpvariabler är skattningen, givet ett tillräckligt stort n , approximativt normalfördelad. Vad som är ett tillräckligt stort n varierar från fall till fall.

Den approximativa normalfördelningen möjliggör i sin tur konstruktionen av ett konfidensintervall för varje utfalls andel, med en övre och en nedre gräns: $\hat{\pi}_i \pm z_{1-\alpha} \sqrt{V(\hat{\pi}_i)}$. Konfidensintervallet konstrueras med en viss konfidensgrad, $100(1 - \alpha)\%$, där α är signifikansnivån, typiskt 5%, och $z_{1-\alpha}$ är $(1 - \alpha)$ -kvantilen ur normalfördelningen (Blom et al. 2017, s. 287).

När flera parametrar ska skattas simultant blir detta emellertid mer komplicerat. Om k konfidensintervall görs, ett per skattning, och varje givet intervall har konfidensgrad $100(1 - \alpha)\%$, blir den simultana konfidensgraden för intervallen istället *minst* $100(1 - k\alpha)\%$. Detta kan justeras genom Bonferroni-metoden, där man jobbar baklänges och sätter den simultana konfidensgraden till $100(1 - \alpha)\%$. Då får varje enskild parameters konfidensintervall minst konfidensgraden $100(1 - \frac{\alpha}{k})\%$ (Montgomery 2017, s. 77–78). Detta kan alltså leda till något konservativa skattningar av konfidensgraden, där ett nominellt 95-procentigt simultant konfidensintervall i själva verket kan tänkas ha en något högre konfidensgrad.

2.3 Bayesianiska skattningsmetoder

Bayesiansk statistik har en historia inom statistiken som sträcker sig tillbaka till Thomas Bayes postumt publicerade verk år 1763, men tycks först ha börjat användas som ett begrepp under tidigt 1900-tal (Fienberg 2006, s. 1, 14–15). Det dröjde sedan ända till den andra halvan av 1900-talet innan Bayesiansk statistik kom att bli en väletablerad gren inom den moderna statistiken (Fienberg 2006, s. 27).

Något som utmärker Bayesiansk statistik är att den, till skillnad från frekventistisk statistik, vid inferens explicit tillskriver olika parametervärden olika sannolikheter att vara riktiga. Bayesiansk analys sätter upp en sannolikhetsfördelning som gäller för alla kvantiteter som ska skattas, innan några mätningar görs och baserat på existerande vetenskaplig kunskap om frågan. Denna fördelning betingas sedan på den data som erhålls i en mätning för att bilda en ny, förhoppningsvis mer korrekt, sannolikhetsfördelning. Därefter utvärderas och utvecklas modellen innan processen upprepas (Gelman et al. 2021, s. 3).

2.3.1 A priori- och a posteriori-fördelningar

En av de centrala byggstenarna i en bayesiansk modell för skattning av en eller flera parametrar är etablerandet av en så kallad *a priori-fördelning*. Detta innebär att varje möjligt värde på parametern i förväg tillskrivs en grad av trovärdighet enligt en fördelning som väljs av forskaren, ofta baserad på tidigare kunskap om det fenomen som ska studeras (McElreath 2020, s. 34–35). Vid det tillfälle då den första datan matas in i modellen multipliceras a priori-fördelningen med likelihoodfunktionen (som funktion av parametern) för den data som erhållits. Genom denna multiplikation bildas *a posteriori-fördelningen* över varje parametervärdes trovärdighet, uppdaterad efter den nya datan (McElreath 2020, s. 36). Sambandet mellan a priori-fördelning, likelihoodfunktion och a posteriori-fördelning kan illustreras med hjälp av Bayes sats, vars generella form

återfinns i Blom et al. (2017, s. 29–31) och kan skrivas om som

$$P(\pi_i|x) = \frac{P(\pi_i)P(x|\pi_i)}{P(x)} = \frac{P(\pi_i)P(x|\pi_i)}{\sum_{j=1}^n P(\pi_j)P(x|\pi_j)}$$

där x är datan som erhållits och π_i är de olika möjliga parametervärdena. Sannolikheterna i satsen kan tolkas som:

- $P(\pi_i|x)$ = trovärdigheten för ett visst parametervärde (andel) π_i betingat på datan x , modellens *a posteriori-fördelning*.
- $P(\pi_i)$ = den initiala, icke betingade trovärdigheten för samma parametervärde π_i , modellens *a priori-fördelning*.
- $P(x|\pi_i)$ = sannolikheten att få datan x givet parametervärdet π_i , modellens *likelihood*.
- $P(x) = \sum_{j=1}^n P(\pi_j)P(x|\pi_j)$ = den genomsnittliga sannolikheten att få datan, en summa av alla möjliga a priori-fördelningar multiplicerade med deras respektive likelihoods.

Bayes sats kan också skrivas i ord som:

$$\text{A posteriori för } \pi_i = \frac{\text{A priori för } \pi_i \cdot \text{Likelihood för datan betingat på } \pi_i}{\text{Genomsnittlig likelihood för datan}}$$

(McElreath 2020, s. 37).

Denna process kan upprepas med flera olika mätningar/datainsamlingar, där den förra mätningens a posteriorifördelning används som den nya mätningens a priori-fördelning, och en ny a posteriori-fördelning bildas, betingad både på den nya och den gamla datan (McElreath 2020).

2.3.2 Kredibilitetsintervall

A posteriori-fördelningen kan, i egenskap av en trovärdighetsfördelning, användas för att konstruera *kredibilitetsintervall*, som definieras av att en viss andel av a posteriori-fördelningens massa ryms mellan intervallets ändpunkter. Därmed tolkas ett $p\%$ -igt kredibilitetsintervall som att den posterioära sannolikheten för att det sanna parametervärdet ligger inom intervallets gränser är just $p\%$ (McElreath 2020, s. 54). Detta skiljer sig från tolkningen av ett klassiskt, icke-bayesianskt konfidensintervall. Konfidensintervallens innebörd är att om undersökningen upprepades ett stort antal gånger skulle det sanna parametervärdet ligga inom intervallets gränser $p\%$ av gångerna, men detta kan inte tolkas som en sannolikhet (McElreath 2020, s. 58).

Ett p -procentigt kredibilitetsintervall kan bildas på oändligt många sätt beroende på var det placeras på x-axeln, men två specifika sätt är procentintervall, där en lika andel av massan ($\frac{1-p}{2}$) befinner sig på vardera sida om intervall, och HPDI (Highest Probability Density Interval), det intervall som för en given massa har minst bredd och därmed högst sannolikhet per enskilt parametervärde i intervall (McElreath 2020, s. 55–57).

Sådana intervall kan, i de fall där enbart en parameter skattas, bildas direkt genom a posteriori-fördelningen. När det är flera parametrar som ska skattas går inte detta på samma sätt utan istället används metoden att slumpgenerera ett större stickprov från fördelningen och skapa en flerdimensionell *kredibilitetsregion* utifrån stickprovets frekvenser (McElreath 2020, s. 53–54). I detta arbete används funktionen *credible.region* i paketet *bayesSurv* (Komárek 2020) i språket R för att bilda flerdimensionella kredibilitetsregioner.

2.3.3 Konjugata a priori-fördelningar och Dirichlet-fördelningen

Ofta kan beräkningar av a posteriori-fördelningar förenklas väsentligt genom så kallade *konjugata a priori-fördelningar*, vilket är ett samband mellan a priori-fördelning, a posteriori-fördelning och likelihoodfunktion. Låt \mathcal{F} vara en klass av fördelningar för stickprovet, dvs $p(x|\theta) \sim \mathcal{F}$, och \mathcal{P} vara en klass av a priori-fördelningar för parametern θ , dvs $p(\theta) \sim \mathcal{P}$. Om det då gäller att a posteriori-fördelningen $p(\theta|x) \sim \mathcal{P}$ för alla a priori-fördelningar $p(\theta)$ och alla likelihoodfunktioner $p(x|\theta)$ så är \mathcal{P} en konjugat a priori-fördelning till \mathcal{F} (Gelman et al. 2021, s. 35). Med andra ord följer sannolikheterna a posteriori samma typ av fördelning som de gjorde a priori, men med förändrade parametrar utifrån observationerna. Detta förenklar beräkningen av a posteriori-fördelningen avsevärt.

Ett konkret och för uppsatsen mycket relevant exempel på en konjugat a priori-fördelning är Dirichletfördelningen, som utgör konjugat a priori-fördelning till multinomialfördelningen (Frigyik et al. 2010, s. 6). Dirichletfördelningen är en sannolikhetsfördelning för olika värden på vektorn $\boldsymbol{\pi} = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_k)$, där samtliga $\pi_i \geq 0$ och $\sum_{i=1}^k \pi_i = 1$ (Frigyik et al. 2010, s. 2). Dirichletfördelningens parametrar är vektorn $\boldsymbol{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k)$, där alla $\alpha_i > 0$ och $\alpha_0 = \sum_{i=1}^k \alpha_i$ (Frigyik et al. 2010, s. 2). Med andra ord är $\boldsymbol{\pi} \sim \text{Dir}(\boldsymbol{\alpha})$, och täthetsfunktionen skrivs som

$$f(\boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\alpha}) = \frac{\Gamma(\alpha_0)}{\prod_{i=1}^k \Gamma(\alpha_i)} \prod_{i=1}^k \pi_i^{\alpha_i - 1}$$

(Frigyik et al. 2010, s. 2), där

$$\Gamma(c) = \int_0^\infty \pi_i^{c-1} e^{-\pi_i} d\pi_i, \text{ och } c > 0.$$

(Blom et al. 2017, s. 64).

Dirichletfördelningens väntevärde och varians är:

$$E[\pi_i] = \frac{\alpha_i}{\alpha_0} \quad V[\pi_i] = \frac{\alpha_i(\alpha_0 - \alpha_i)}{\alpha_0^2(\alpha_0 + 1)}$$

(Frigyik et al. 2010, s. 6).

Detta innebär att väntevärdet för ett givet π_i är linjärt proportionerligt mot dess α_i . Variansen för ett givet π_i ökar med α_i och minskar med α_0 . Med andra ord kommer större π_i också ha större varians, men ju större summan av alla α_i är, desto mindre kommer π_i :na att variera (Frigyik et al. 2010, s. 6).

En viktig tillämpning av Dirichletfördelningen är att använda den som en sannolikhetsfördelning av sannolikhetsfördelningar, där ett visst utfall av Dirichlet-fördelningen ger en vektor $\boldsymbol{\pi}$ av parametervärden att

använda som parametrar i t.ex. multinomialfördelningen, för vilken Dirichletfördelningen utgör en konjugat a priori-fördelning. Om likelihoodfunktionen följer multinomialfördelningen så att vektorn $\mathbf{X} \sim \text{Multi}(n, \boldsymbol{\pi})$ och a priori-fördelningen för vektorn $\boldsymbol{\pi}$ är en Dirichletfördelning så att $\boldsymbol{\pi} \sim \text{Dir}(\boldsymbol{\alpha})$, så innebär det konjugata a priori-förhållandet mellan de två fördelningarna att a posteriori-fördelningen också är en Dirichletfördelning så att $\boldsymbol{\pi}|\mathbf{X} = \mathbf{x} \sim \text{Dir}(\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{x})$ (Frigyik et al. 2010, s. 6).

3 Metod

Studien som beskrivs i denna uppsats är en simuleringsstudie genomförd i R. Den studerar alltså inte verkliga data från opinionsundersökningar, utan producerar egna data utifrån angivna sannolikheter. I arbetet har dock funnits en strävan att den fiktiva population som konstrueras, och ur vilken urvalen dras, ska ha samma fördelning som Sveriges verkliga väljarkår i fråga om kön, ålder, partisynpaty och benägenhet att delta i opinionsundersökningar. Målet har inte varit att med någon större säkerhet uttala sig om verkliga förhållanden i den svenska opinionen, men trots det är det önskvärt med någon form av verklighetsförankring och anknytning till ett existerande val- och partisystem. Där ligger Sverige närmast till hands, och riksdagsvalen är då mer allmängiltiga än valen till kommun- och regionfullmäktige.

Vi tittar på tre olika scenarier, ett där partisynpatierna är konstanta under ett halvår, ett där partisynpatierna varierar något (linjärt) och ett där partisynpatierna varierar kraftigt (icke-linjärt). För varje månad simuleras ett urval med uppgifter om individernas kön, ålder och partisynpaty. För den sista mätpunkten i halvåret skattas därefter ett 95-procentigt konfidensintervall med frekventistisk metod samt 95-procentiga kredibilitetsintervall för två varianter av en bayesiansk metod. Därefter kontrolleras huruvida intervallen innefattar det sanna parametervärdet. Denna process upprepas 1000 gånger för varje metod och scenario. Nedan följer en mer detaljerad beskrivning av förfarandet.

3.1 Population och urval

Stickprovsstorleken $n = 2000$ väljs eftersom det är en så liten storlek att den får anses hanterbar vid många iterationer av urvalet, även om stickprovsstorleken är något mindre än i gängse verkliga opinionsundersökningar. Exempelvis har Demoskop ca 2000 observationer *efter* bortfall (Demoskop 2021) och Ipsos hade vid novembermätningen 2021 *efter* bortfall 1600 observationer (Ipsos 2021). Dock får 2000 observationer före bortfallet ändå anses vara i paritet med antalet i verkliga undersökningar, samtidigt som det är fullt hanterbart att simulera denna stickprovsstorlek i många iterationer.

För att erhålla ett slumpmässigt urval ur denna konstruerade population, tänkt att representera röstberättigade i Sverige, konstrueras en matrisgenererande funktion i flera steg. I simuleringen tilldelas var och en av de $n = 2000$ slumpgenererade individerna först ett kön. I nästa steg tilldelas varje individ en ålderskategori med sannolikheter betingad på kön. Sannolikheterna för respektive kön och ålder baseras på Statistiska centralbyråns data över antal och andelar röstberättigade män och kvinnor 2018 (SCB 2018). Året 2018 har valts eftersom antal röstberättigade endast sammanställs för valår, eftersom det är då rösträtten gäller. Det finns således säkra siffror från 2018 och preliminära siffror för 2022 att tillgå, och inga siffror för åren 2019–2021. Vi väljer 2018 eftersom vi då har definitiva siffror och är närmare i tid till de flesta av de tidpunkter från vilka vi tar partisynpatysiffror. De respektive sannolikheterna presenteras i Tabell 1 samt i Bilaga A.

Som tredje steg tilldelas varje slumpgenererad individ ett parti, med andra ord ett svar på frågan

Tabell 1: Könns- och åldersfördelning (SCB 2018)

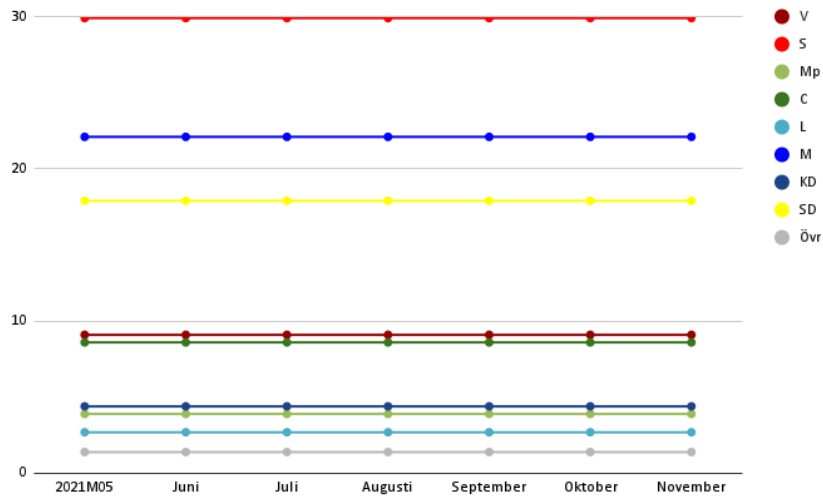
Juridiskt kön	Kvinnor	Män	Totalt
Antal 18–29 år	641 461	676 284	1 317 745
Andel av de röstberättigade	8.8%	9.2%	
Antal 30–49 år	1 119 103	1 137 043	2 256 146
Andel av de röstberättigade	15.3%	15.5%	
Antal 50–64 år	871 482	878 425	1 749 907
Andel av de röstberättigade	11.9%	12.0%	
Antal 65 år och äldre	1 073 273	928 662	2 001 935
Andel av de röstberättigade	14.7%	12.7%	
Summa	Kvinnor	Män	Totalt
Antal röstberättigade	3 705 319	3 620 414	7 325 733
Andel av de röstberättigade	50.6%	49.4%	

”Vilket parti skulle du rösta på om det var val idag?”. De möjliga svarsalternativen är Vänsterpartiet (V), Socialdemokraterna (S), Miljöpartiet (MP), Centerpartiet (C), Liberalerna (L), Moderaterna (M), Kristdemokraterna (KD), Sverigedemokraterna (SD) samt Övrigt. Totalt finns alltså 9 olika svarsalternativ. Sannolikheten för respektive svar betingas på individens ålder och kön, men här skiljer sig sannolikheterna också åt mellan de tre olika scenarierna som prövas.

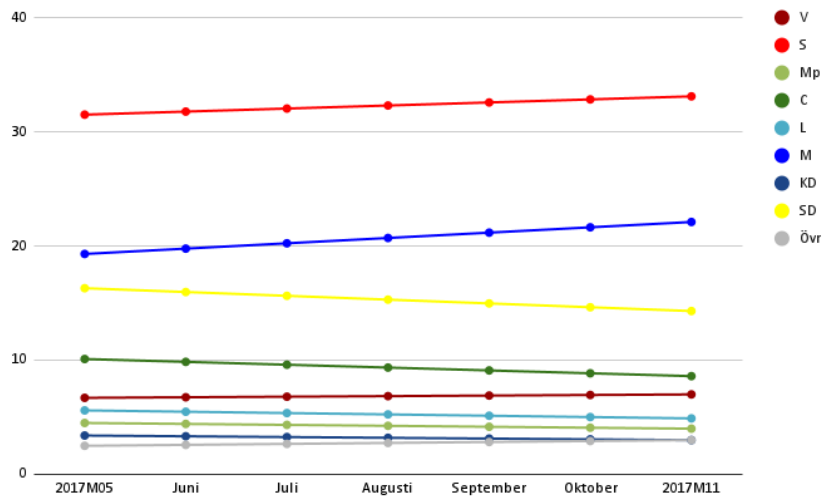
I scenario 1 sker ingen förändring alls i väljarkårens partisympatier under det halvår då de månadsvisa mätningarna genomförs, utan andelarna ligger fast. Siffrorna baseras på SCB:s partisympatiundersökning i maj 2021 (Figur 1, tabell finns i Bilaga A).

I scenario 2 sker en svag förändring i partisympatierna under halvåret. Siffrorna är här baserade på partisympatiundersökningarna i maj och november 2017, en period med relativt små förändringar i sympatierna. Datan visar partisympatier vid ändpunkterna av ett halvår (maj och november). Förändringen under de mellanliggande månaderna antas vara linjär, så att en sjättedel av den totala förändringen i procentenheter sker mellan varje månad för respektive demografisk grupp. Grafer över de månadsvisa förändringarna (totalt för alla demografiska grupper) syns i Figur 2. Tabell över partisympatiandelarna i maj och november, per demografisk grupp, hittas i Bilaga A.

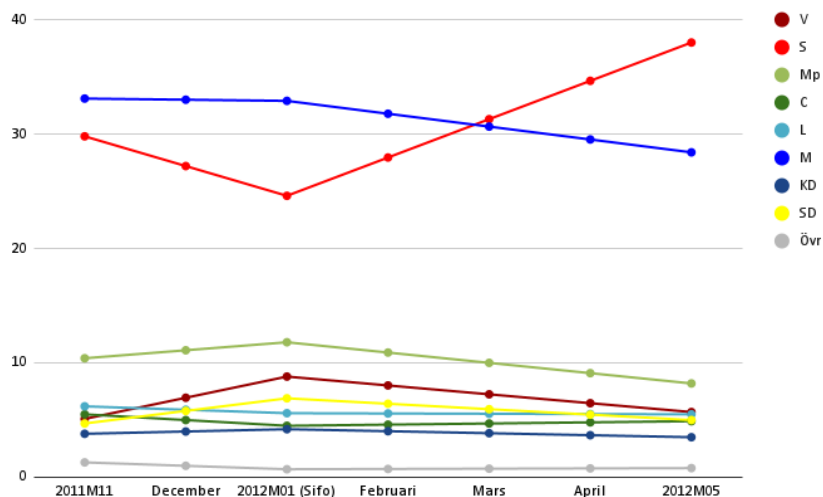
I scenario 3, slutligen, sker en stor förändring i två olika riktningar under halvåret. Siffrorna baseras på november 2011, januari 2012 och maj 2012, en politiskt omvälvande tid då Stefan Löfven efterträdde Håkan Juholt som partiledare för Socialdemokraterna. Till skillnad från i scenario 2 finns här tre mätpunkter, där den mittersta inte är baserad på SCB:s partisympatiundersökning (då dessa bara publiceras en gång i halvåret) utan på Sifo:s opinionsmätning från januari 2012 (Sifo slumpmässigt vald från de tre instituten Sifo, Novus och Demoskop). Januari väljs som lämplig mättidpunkt, trots att den inte är mitt emellan november



Figur 1: Skattade partisympatier maj 2021 (SCB 2021, 2021M05), Scenario 1 (inga förändringar). Scenario 1.



Figur 2: Skattade partisympatier maj och november 2017 (SCB 2021c, 2017M05 och 2017M11), med mellanliggande månader interpolerade. Scenario 2.



Figur 3: Skattade partisympatier november 2011 och maj 2012 (SCB 2021c, 2011M11 och 2012M05, samt Sifo 2012), med mellanliggande månader interpolerade. Scenario 3.

och maj, eftersom det var den 21:a januari 2012 som Juholt meddelade sin avgång (Sveriges Radio 2012). För de mellanliggande månaderna där inte empiriska data inhämtats (december 2011 samt februari–april 2012) antas emellertid linjära förändringar precis som i scenario 2. Grafer över de månadsvisa förändringarna syns i Figur 3. Tabeller över partisympatiandelarna i november, januari och maj återfinns i Bilaga A. Notera att för januari 2012 har enbart siffror för hela populationen, snarare än per demografisk grupp, funnits att tillgå. Partiandelarna per demografisk grupp i januari (samt de mellanliggande månaderna) har istället interpolerats utifrån respektive grupps röstningsbeteende i november och maj.

Notera att för samtliga scenarier används empiriska stickprovsandelar som grund för simulerade populationsandelar. SCB:s och Sifos stickprov avviker givetvis något från populationen, och de är dessutom baserade på en fråga om partisympati (vilket parti den tillfrågade tycker bäst om), snarare än vad den tillfrågade skulle rösta på. Detta innebär dock inget problem eftersom uppsatsens ambition inte är att uttala sig om svenska partisympatier i sig, utan att använda dem som verktyg för att uttala sig om bayesianska och frekventiska metoder. Andelarnas exakta överensstämmelsegrad med verkligheten som vi känner den saknar alltså betydelse.

Det sista steget i den simulerade urvalsprocessen är att för var och en av de $n = 2000$ observationerna bestämma om frågan besvarats eller ej. Denna bortfallsvariabel kombinerar alla möjliga sorters bortfall till en enkel binär variabel där 0 innebär att individen av någon anledning inte har besvarat frågan (inte nåtts genom kontaktsätten som används, inte svarat på undersökningen, inte svarat på den specifika frågan, etc.) och 1 innebär att individen har besvarat den. Även dessa värden tilldelas slumpmässigt betingat på kön och ålder, däremot inte på partisympati. De respektive sannolikheterna syns i Tabell 2 samt i Bilaga A.

Tabell 2: Skattad sannolikhet för svar per demografisk grupp. Siffror tillhandahållna av Mikaela Järnbert, statistiker på SCB, genom personlig kommunikation 2021–11–08.

Ålder	Kön	
	Kvinnor	Män
18–29	0,367	0,412
30–49	0,435	0,481
50–64	0,530	0,562
65+	0,571	0,608

Genom den R-kod som skrivits för de ovanstående processerna erhålls alltså en matris med n rader (observationer/röstberättigade individer) och 4 kolumner:

- Individens juridiska kön (kvinna eller man).
- Individens ålderskategori (18–29, 30–49, 50–64 eller 65+).
- Vilket parti individen skulle rösta på om det vore val vid undersökningstillfället (baserat på data om vilket parti svenskar tycker bäst om).
- Huruvida individen besvarar frågan vid undersökningstillfället (svar eller bortfall).

Dessa 2000 observationer dras från en teoretiskt oändlig population, och sannolikheten att en individ i stickprovet antar en viss egenskap, till exempel en viss ålderskategori, är identisk med den relativa frekvensen för denna egenskap i populationen (givet de egenskaper som redan tillskrivits individen). Genom detta simuleras en situation där varje möjligt stickprov av individer har samma sannolikhet att väljas, vilket innebär ett obundet slumpmässiga urval ur vår konstruerade population baserad på den svenska väljarkåren. För varje scenario genomförs sju sådana urval, ett för varje månad under ett drygt halvårs tid. Ett bortfall sker dessutom så att det är färre än 2000 individer, ungefär hälften, som besvarar frågan om vilket parti de skulle rösta på.

3.2 Frekventistisk skattning

Den första skattningsmodellen utgår från frekventistiska skattningsmetoder, efterstratifiering och centrala gränsvärdessatsen. Utgångspunkten är, som beskrivits ovan, ett OSU från populationen väljarkåren, där ett visst bortfall sedan skett, slumpmässigt betingat på kön och ålder.

I denna studie finns åtta olika poststrata: Fyra ålderskategorier inom två juridiska kön. Vi känner till kvoterna N_h/N för varje poststratum eftersom de absoluta talen N_h redan ligger till grund för sannolikheterna i urvalsfunktionen (se Tabell 1). Stickprovet n är stort, ca 1000 observationer beroende på bortfallsgraden, och alla strata har stora förväntade antal observationer i stickprovet n_h (se sista kolumnen i Tabell 3).

Tabell 3: Förväntat antal observationer från varje stratum i stickprovet för $n = 2000$

Stratum	Andel i populationen	Förväntat antal i stickprovet	Förväntat bortfall	Förväntat antal svarande
Kvinnor 18–29 år	8.8%	175	63.3%	64
Män 18–29 år	9.2%	185	58.8%	76
Kvinnor 30–49 år	15.3%	306	56.5%	133
Män 30–49 år	15.5%	310	51.9%	149
Kvinnor 50–64 år	11.9%	238	43.7%	134
Män 50–64 år	12.0%	240	47%	127
Kvinnor 65 och uppåt	14.7%	293	42.9%	167
Män 65 år och uppåt	12.7%	254	39.2%	154

Sammantaget bildas alltså andelsskattningen för parti i i denna modell med formeln

$$\hat{\pi}_i = \sum_{h=1}^8 \frac{N_h}{N} \hat{\pi}_{ih}$$

och denna skattning har den skattade variansen

$$\hat{V}(\hat{\pi}_i) = \sum_{h=1}^8 \left(1 - \frac{n}{N}\right) \left(\frac{N_h}{N}\right)^2 \frac{\hat{\pi}_{ih}(1 - \hat{\pi}_{ih})}{n_{ih} - 1}.$$

Genom centrala gränsvärdessatsen och det stora stickprovet $n = 2000$ behandlas skattningar baserade på stickprovet som approximativt normalfördelade – detta antagande undersöks också för samtliga partiers andelar i alla tre scenarier med hjälp av QQ-diagram. Konfidensintervall kan under detta antagande bildas för alla de sju mätningar som görs under sju månaders tid, men för denna uppsats är endast metodens träffsäkerhet vid den sjunde och sista mätpunkten intressant. Vid denna tidpunkt bildas nio konfidensintervall, ett för varje parti inklusive ”Övriga”. I och med att 95-procentig konfidensgrad önskas för den simultana skattningen av de nio andelarna får varje intervall konfidensgraden $100(1 - \frac{0.05}{9}) \approx 99.44\%$ i enlighet med Bonferroni-metoden (Montgomery 2017, s. 78). Detta ger intervallen koefficienten $z \approx 2.54$, och ett 99.44-procentigt konfidensintervall för andelen π_i blir alltså

$$\left(\hat{\pi}_i - 2.54\sqrt{\hat{V}(\hat{\pi}_i)}\right) < \pi_i < \left(\hat{\pi}_i + 2.54\sqrt{\hat{V}(\hat{\pi}_i)}\right)$$

för $i = 1, 2, \dots, 9$.

Genom att, för varje scenario, upprepa urvals- och intervallskattningsprocessen i ett mycket stort antal iterationer (1000 st) undersöks hur ofta det simultana konfidensintervallet innefattar den sanna parametervektorn vid den sjunde och sista tidpunkten – den empiriska konfidensgraden.

3.3 Bayesiansk skattning

Den andra skattningsmodellen bygger på bayesianska metoder, men urvalsprocessen är identisk med den som används för den frekventistiska skattningen, med ett OSU som efterstratifieras på de åtta grupperna i Tabell 4.

I den bayesianska skattningen bildas en a priori-fördelning, en likelihoodfunktion och en a posteriori-fördelning. Eftersom det som mäts är en kategorivariabel där varje individ i urvalet kan anta ett av nio kategorivärden, antas stickprovet vara multinomialfördelat med de nio parametrarna $\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_9$. Sannolikhetsfunktionen är

$$p(x_1, x_2, \dots, x_9 | n, \boldsymbol{\pi} = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_9)) = \frac{n!}{x_1! x_2! \dots x_9!} \prod_{k=1}^9 \pi_k^{x_k}$$

vilket alltså är sannolikheten att ha fått ett visst stickprov givet vissa sanna parametervärden $\boldsymbol{\pi}$ (partidelar) vid mättillfället.

Här utnyttjas sedan att Dirichlet-fördelningen är en konjugat a priori-fördelning till multinomialfördelningen. Detta ger $\boldsymbol{\pi} \sim Dir(\boldsymbol{\alpha}_1)$ som ursprunglig a priori-fördelning, och $\boldsymbol{\pi} \sim Dir(\boldsymbol{\beta}_1)$ som a posteriori-fördelning, där $\boldsymbol{\beta}_1 = \boldsymbol{\alpha}_1 + \mathbf{x}_1$ och $\mathbf{x}_1 = (x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{1,9})$ är en vektor av efterstratifierat, observerat antal sympatisörer för varje parti i urvalet vid mät punkt 1. Utifrån denna a posteriori-fördelning bildas sedan a priori-fördelningen för nästa mätning med parametervektorn $\boldsymbol{\alpha}_2$, varpå mätningens observerade frekvenser \mathbf{x}_2 läggs till parametrarna för att bilda en ny a posteriori-fördelning med parametervektor $\boldsymbol{\beta}_2 = \boldsymbol{\alpha}_2 + \mathbf{x}_2$, och så vidare fram till den sista mätningen som till slut bildar a posteriori-fördelningen $\boldsymbol{\pi}_7 \sim Dir(\boldsymbol{\beta}_7)$. Genom att a priori anta en Dirichlet-fördelning och vidare anta att stickprovets mätvärden är multinomialfördelade kan också alla modellens a posteriori-fördelningar behandlas som Dirichlet-fördelade, med kända parametrar.

Hur ska då relationen mellan a posteriori-fördelning vid tidpunkten t och a priori-fördelning vid $t + 1$ se ut? En ansats är att låta dessa vara identiska, det vill säga $\boldsymbol{\alpha}_t = \boldsymbol{\beta}_{t-1}$. Detta gör att partandelarna efter den sjunde och sista mätningen följer a posteriori-fördelningen $\boldsymbol{\pi}_7 \sim Dir(\boldsymbol{\beta}_7)$ där

$$\boldsymbol{\beta}_7 = \boldsymbol{\alpha}_7 + \mathbf{x}_7 = \boldsymbol{\beta}_6 + \mathbf{x}_7 = (\boldsymbol{\alpha}_6 + \mathbf{x}_6) + \mathbf{x}_7 = \dots = \boldsymbol{\alpha}_1 + \sum_{t=1}^7 \mathbf{x}_t.$$

Detta borde teoretiskt vara en välfungerande metod om parametrarna som ska skattas antas vara konstanta över samtliga tidpunkter, eftersom varje mätning då ger mer information med vilken parametrarna säkrare kan skattas. Parametrar som är konstanta över tid förekommer dock bara i scenario 1, medan de i scenario 2 ändras svagt linjärt och i scenario 3 icke-linjärt. Med ovanstående teoretiska fördelning för den sista a posteriori-fördelningen borde skattningarna ha en bias som i snitt lägger dem närmare andelen vid det mittersta observationstillfället (medelandelen för varje parti) än andelen vid det sista observationstillfället. Trots denna problematik inkluderar vi metoden eftersom det är en grundläggande och enkel ansats för att inkludera informationen från tidigare mätningar i skattningen, vilket är vårt mål.

Stoltenberg (2013, s. 82) belyser samma problem med föränderliga parametrar, och föreslår en alternativ metod – att vid bildningen av a priori-fördelningen för mät punkten t normera parametrarna $\boldsymbol{\beta}$ från

a posteriori-fördelningen för mätpunkten $t - 1$ till en konstant summa, så att a priori-parametrarna för mätpunkten t summerar enligt $\sum_{i=1}^9 \alpha_i = C$. I Stoltenbergs fall är summan C den använda stickprovsstorleken, 1000. A priori-fördelningen har då, oavsett hur många ackumulerade observationer som ingår i den, ungefär samma vikt som de nya observationerna \mathbf{x} vid mätpunkten t .

I denna undersökning ges a posteriori-fördelningen för mätpunkten $t - 1$ en vikt som kan uttryckas som $0.505n = 0.505 \cdot 2000 = 1010$, eftersom 50.5% är den förväntade totala svarsfrekvensen i den konstruerade populationen (SCB 2021c, 2021M05). För att åstadkomma detta divideras a posteriori-parametrarna β_{t-1} med vektorsumman $\sum_{i=1}^9 \beta_{t-1,i}$, vilket skapar en vektor av relativa frekvenser med summa 1. Denna multipliceras sedan med 1010 för att åter bli en vektor av absoluta frekvenser, nu med summa 1010. Denna vektor betecknas β' och används sedan som a priori-fördelning i nästa mätning.

$$\alpha_t = \beta'_{t-1} = \frac{1010}{\sum_{k=1}^9 \beta_{t-1,k}} \beta_{t-1} = \frac{1010}{\sum_{k=1}^9 \beta_{t-1,k}} (\alpha_{t-1} + \mathbf{x}_{t-1}).$$

Att transformationen mellan β och β' sker mellan varje mätning leder till att ju längre en tidigare mätpunkt är från den nuvarande mätpunkten t , desto mindre inverkan kommer dess observationer ha på a posteriori-fördelningen för π_t . Vi bedömer att detta är rimligt eftersom ett partis väljarstöd under en månad kan antas ha starkare samband med partiets väljarstöd en månad tidigare än med partiets väljarstöd två månader tidigare.

För att kunna börja undersökningen behöver en a priori-fördelning $\pi_1 \sim Dir(\alpha_1)$ väljas på något sätt. Denna kan vara helt likformig (det vill säga att alla värden på parametrarna är lika sannolika), men ofta är detta en jämförelsevis dålig a priori-fördelning (McElreath 2020, s. 35). De a priori-fördelningar som istället används i studien är baserade på frekvenserna per parti i SCB:s partisympatiundersökning ett halvår innan den första mätpunkten, det vill säga november 2020 (scenario 1), november 2016 (scenario 2) respektive maj 2011 (scenario 3) (SCB 2021c, 2020M11, 2016M11, 2011M05). De absoluta frekvenserna ur dessa mätningar normeras enligt Stoltenbergs (2013, s. 82) metod för att bilda den första a priori-fördelningen, genom division med summan av frekvenserna och multiplikation med faktorn $0.505n = 1010$, så att summan $\sum_{i=1}^9 \alpha_{1i} = 1010$. Vi provade även att använda andra magnituder av a priori-parametrar α_1 , där $\sum_{i=1}^9 \alpha_{1i} = 1$ och $\sum_{i=1}^9 \alpha_{1i} = 4000$, men noterade att detta hade en försumbar påverkan på skattningarna vid den sjunde och sista mätpunkten.

Den bayesianska skattningen utförs på två olika sätt i studien: ett där a priori-fördelningen vid en tidpunkt t är identisk med a posteriori-fördelningen vid tidpunkt $t - 1$ och summan $\alpha_{t0} = \sum_{k=1}^9 \alpha_{tk}$ ökar när t gör det (kallas hädanefter bayesiansk metod utan normering), och ett där summan α_{t0} är konstant i enlighet med Stoltenbergs metod och a priori-fördelningen vid tidpunkt t alltså är en normerad version av a posteriori-fördelningen vid tidpunkt $t - 1$ (kallas hädanefter bayesiansk metod med normering).

Efter att ha nått den sista a posteriori-fördelningen $\pi_7 \sim Dir(\beta_7)$ i båda dessa varianter används Komáreks (2020) R-paket för att konstruera en 95-procentig kredibilitetsregion för parametervektorn π_7 med hjälp av 10 000 slumpgenererade observationer från fördelningen. Precis som med den frekventistiska

metoden testas hur ofta dessa regioner innefattar det sanna värdet på π_7 i 1000 iterationer – den empiriska kredibilitetsgraden.

4 Resultat

Simuleringarna i R gjordes med stickprovsstorlekarna $n = 2000$ och 1000 iterationer per scenario och metod.

4.1 Normalitet

För den frekventistiska modellen är en viktig förutsättning att andelsskattningarna kan betraktas som normalfördelade. Detta kan påvisas gälla teoretiskt för stora n via centrala gränsvärdessatsen, men kan också prövas empiriskt. I Bilaga B presenteras QQ-diagram som beskriver normalfördelningen för skattningen för varje parti i varje scenario, och i de allra flesta fall råder mycket god överensstämmelse mellan de empiriska kvantilerna och de teoretiskt normalfördelade kvantilerna. För vissa partier och scenarier förekommer försumbara avvikelser, men enbart för parti ”Övrigt” i scenario 3 förekommer en betydande avvikelse vilket bör tas i beaktande angående konfidensintervallet för just andelen som röstar på ”Övrigt” i scenario 3. I övrigt är antagandet väl uppfyllt.

4.2 Metodernas empiriska konfidens- respektive kredibilitetsgrad

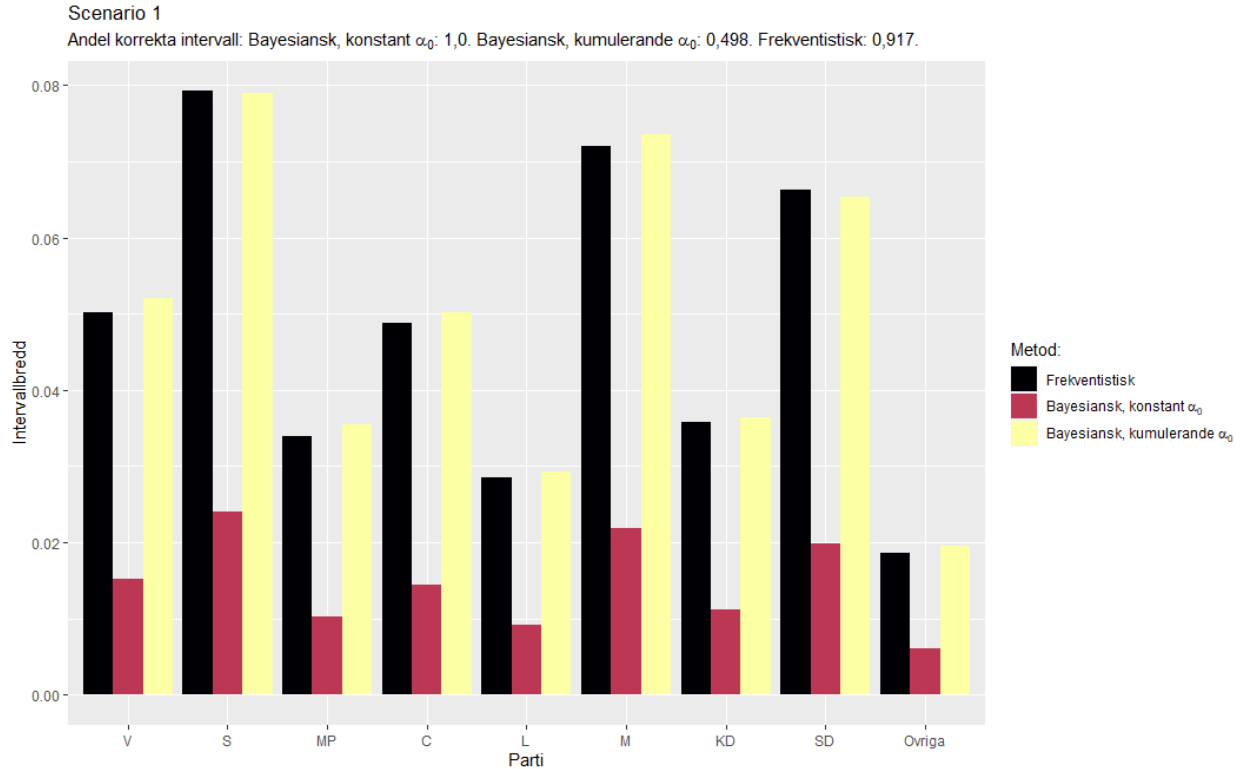
De tre metoderna – frekventistisk, bayesiansk utan normering och bayesiansk med normering – ger tydligt olika resultat i fråga om hur ofta de innefattar de sanna parametervärdena i konfidens- respektive kredibilitetsintervallen. I Tabell 4 sammanfattas de tre modellerna.

Ytterligare en aspekt att jämföra, förutom hur ofta intervallen innehåller den sanna parametern, är intervallens bredd. I Figur 4 (scenario 1), 5 (scenario 2) och 6 (scenario 3) syns den genomsnittliga intervallbredden för varje metod och skattning.

Genom att analysera den empiriska konfidens-/kredibilitetsgraden och intervallbredderna noteras först att det råder stora skillnader mellan den bayesianska metoden utan viktning och de andra två metoderna: Den empiriska kredibilitetsgraden är som högst knappt 50% (för scenario 1 med konstanta partisympatier), och för scenario 3 (med stor variation i partisympatier) så låg som 0. Samtidigt har metoden konsekvent de smalaste intervallen i samtliga tre scenarier. Detta stämmer överens med teorin – metoden ackumulerar allt fler observationer för att skatta partiandelarna utan att någonsin vikta ner gamla observationers betydelse,

Tabell 4: Empirisk konfidens- respektive kredibilitetsgrad för de tre metoderna (andel av 1000 iterationer vars intervall innefattar den sanna parametervektorn π , teoretiskt 0.95)

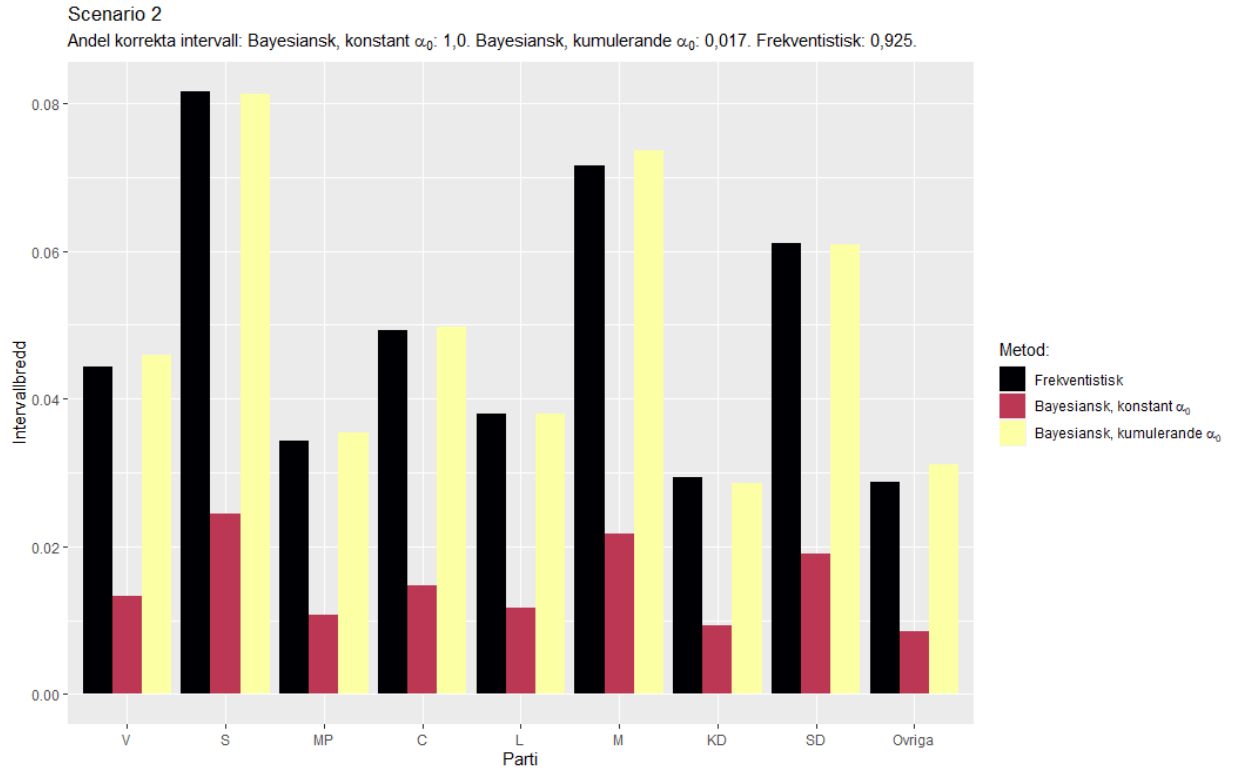
Scenario	Frekventistisk	Bayesiansk modell	Bayesiansk modell
	modell	utan normering	med normering
1	0.917	0.498	1
2	0.925	0.017	1
3	0.855	0	0.931



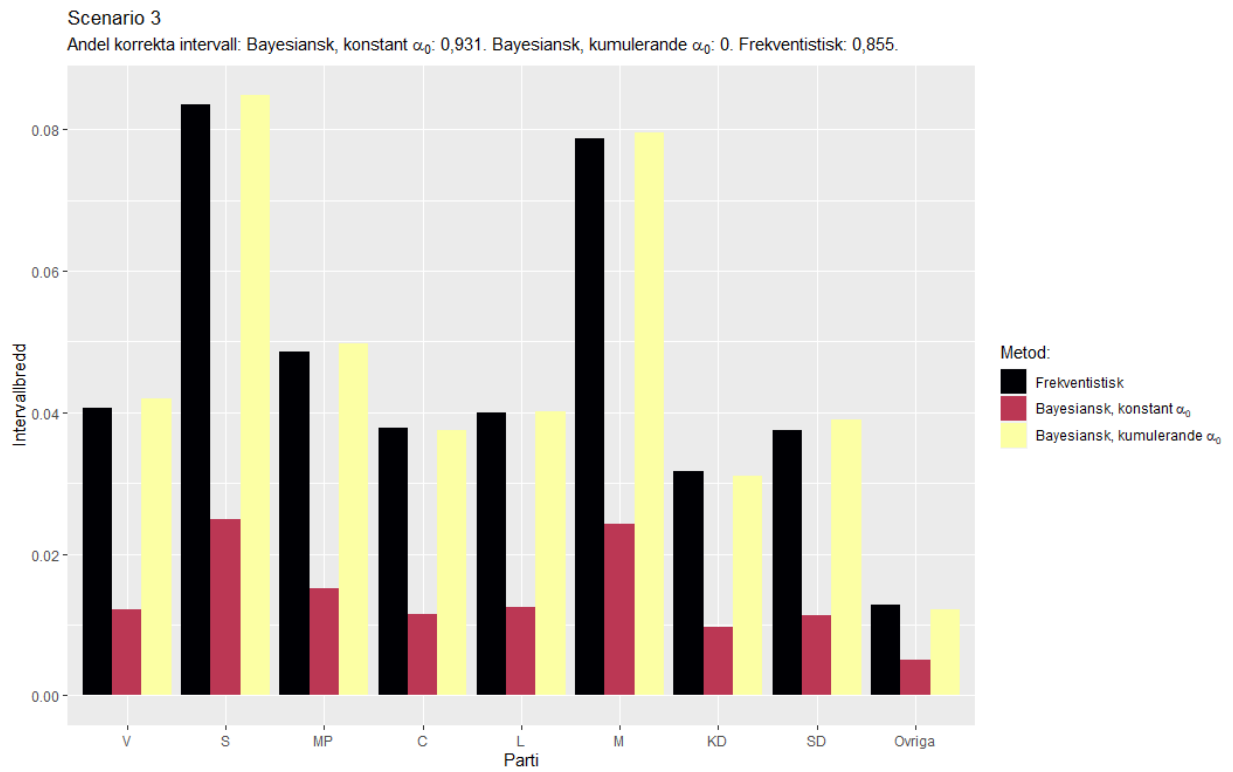
Figur 4: Intervallbredder per metod och parti, scenario 1

vilket ökar α_0 och minskar variansen i skattningen. För ett scenario där de verkliga partiandelarna skiftar kraftigt leder detta till konsekvent felskattning eftersom metoden till stor del grundar skattningen på gamla och inaktuella data. Något intressant är att kredibilitetsgraden är sämre än för de andra metoderna även vid scenario 1, där de verkliga partiandelarna är konstanta och metoden borde vara mycket träffsäker. Sannolikt beror detta på intervallens snävhet.

Den frekventistiska metoden och den bayesianska med normering är mer lika varandra i fråga om såväl intervallbredd som empirisk konfidens-/kredibilitetsgrad. I slutändan överträffar dock den bayesianska metoden den frekventistiska i fråga om sin empiriska kredibilitetsgrad i samtliga tre scenarier, med de sanna parametervärdena inom intervallen i 100% av fallen (scenario 1 och 2) respektive 93.1% (scenario 3). Den frekventistiska metodens empiriska konfidensgrad är runt 90%, något varierande beroende på scenario. Den bayesianska metoden har en smalare intervallbredd för 7 av 9 partier (scenario 1) 5 av 9 partier (scenario 2) respektive 3 av 9 partier (scenario 3). Dessa intervallbredder varierar dock på marginalen med en eller två hundradelar (se Bilaga A) och det är svårt att påvisa tydliga skillnader i intervallbredd. I fråga om innefattning av de sanna parametervärdena i dessa intervall är den bayesianska metoden dock tydligt bättre.



Figur 5: Intervallbredder per metod och parti, scenario 2



Figur 6: Intervallbredder per metod och parti, scenario 3

5 Diskussion

Den frekventistiska metoden skattar partiandelarna med ungefär samma bredd på konfidensintervallen i samtliga scenarier (uppåt ca 4 procentenheters felmarginal för de största partierna, nedåt 1 procentenhet för de minsta). Hur ofta detta intervall innefattar de sanna andelarna varierar dock. För scenarierna med konstanta partiandelar över tid respektive små förändringar träffar den frekventistiska metoden rätt i ca 92% av fallen, men i det tredje scenariot med stora förändringar i de sanna partiandelarna är denna empiriska konfidensgrad bara 85.5%. Anmärkningsvärt är även att detta mått i samtliga scenarier blir lägre än 95%, den nominella konfidensgraden, trots att det genom Bonferroni-metoden snarare borde riskera att bli högre än 95%.

Detta kan inte bero på parametrarnas förändringar över tid, eftersom den frekventistiska skattningen enbart grundar sig på den sista mätningen. Det kan däremot bero på en bristfällig normalapproximation. I scenario 1 och 2 med en 92-procentig empirisk konfidensgrad är den lägsta partiandelen i populationen 1.2% respektive 2.8%. För scenario 3, med en 86-procentig empirisk konfidensgrad är motsvarande siffra 0.5%. I samtliga fall gäller detta för svarsalternativet "Övrigt". I QQ-diagrammen i Bilaga B syns att det för detta svarsalternativ finns en del avvikelser från normalfördelningsantagandet för scenario 1 och 2, och kraftiga avvikelser för scenario 3. Generellt syns att normalapproximationen är sämre för skattningar av mindre magnitud (exempelvis L i scenario 1 eller V i scenario 3) än för skattningar med större magnituder (exempelvis S i scenario 3 eller SD i scenario 1).

Detta föranleder vårt antagande att den bristande träffsäkerheten beror på att normalfördelningsapproximationen inte uppfylldes tillräckligt väl för skattningar av små parametervärden. Om en frekventistisk ansats är önskvärd skulle man behöva öka stickprovsstorleken eller undvika att uttala sig om för små punktskattningar för att göra en tillfredsställande analys.

De bayesianska metoderna har mycket stora skillnader sinsemellan, vilket visar på vikten av att i en bayesiansk ansats välja en bra modell och konsekvenserna av att välja en dålig. Den ena modellen utan normering, där ingen anpassning görs till att partiandelar kan skifta över tid, ger smala kredibilitetsintervall som mycket sällan innefattar det sanna parametervärdet. På grund av det stora antalet ackumulerade observationer $\alpha_{t=7,0}$ som ingår i denna modells slutliga a posteriori-fördelning blir variansen för skattningarna av parametrarna väldigt liten. Däremot finns en betydande bias som innebär att de sanna parametervärdena missas i en klar majoritet av fallen i scenario 2 (små variationer) och i samtliga fall i scenario 3 (stora variationer). Märkligt är att den empiriska kredibilitetsgraden (50%) är mycket låg även i scenario 1 – sannolikt beror detta på den smala genomsnittliga intervallbredden.

Den andra, normerade bayesianska modellen, där förflutna observationers vikt för den slutgiltiga skattningen minskar med tiden, befins extremt träffsäker med 100% korrekta empiriska kredibilitetsintervall i två av scenarierna, högst empirisk konfidens-/kredibilitetsgrad i scenario 3 med 93.1% och med liknande intervallbredd som den frekventistiska metodens konfidensintervall. Anmärkningsvärt är dock att de nominellt 95%-iga intervallen i två av scenarierna i verkligheten blir 100%-iga. Det borde alltså vara möjligt att bilda

smalare intervall som just i den önskade andelen 95% av fallen innehåller den sanna parametervektorn. Att den empiriska kredibilitetsgraden för scenario 3 trots allt är lägre än 100%, om än fortfarande hög, kan tänkas bero på att gamla observationer trots allt har en viss vikt i denna metod, och det mycket annorlunda opinionsläget vid tidpunkt 3 (januari 2012) kan komma att ha en viss påverkan på skattningarna vid tidpunkt 7 (maj 2012) och leda till större felaktigheter i dessa.

Trots att de tre metodernas intervall inte har den konfidens- respektive kredibilitetsgrad som avsetts är metoderna ändå jämförbara: först och främst genom den icke-normerande bayesianska metodens mycket låga empiriska kredibilitetsgrad, och därefter genom de två mer träffsäkra metodernas likartade intervallbredder och tydliga skillnad i empirisk konfidens-/kredibilitetsgrad. Vår slutsats är att den bayesianska metoden med normering – d.v.s. konstant $\alpha_{t,0}$ – är den bästa av de tre vi jämfört. Den är likvärdig med den frekventistiska modellen i fråga om intervallbredd, men avsevärt bättre i fråga om empirisk konfidens-/kredibilitetsgrad. Den bayesianska metoden utan normering – med kumulerande $\alpha_{t,0}$ – är klart underlägsen genom sin undermåliga förmåga att överhuvudtaget innefatta de sanna parametervärdena i sina skattningar.

Med det sagt är denna normerade bayesianska ansats inte nödvändigtvis den bästa möjliga skattningsmetoden. Intervallbredden är större än nödvändigt och den empiriska kredibilitetsgraden märkligt hög. Detta visar på vikten av att konstruera a priori-fördelningen på ett sätt som tar hänsyn till eventuella förändringar av parametrarna över tid, men som leder till en lämplig variation i skattningarna. Vi förmodar att det finns ett systematiskt sätt att göra detta som vi inte upptäckt i arbetet med denna uppsats. Även för den frekventistiska ansatsen finns det förbättringspotential, exempelvis genom att använda sig av tidsserieanalys för att på ett annat sätt utnyttja den information som fås genom tidigare mätningar.

Andra sätt att ta forskningen vidare på hade varit att jämföra modeller hämtade direkt från opinionsinstitutens faktiska tillvägagångssätt, eller att tydligare undersöka sambandet mellan olika skattningsmodellernas användbarhet och olika grader av volatilitet opinionen, tydligare baserat på empiriska data från Sverige eller något annat land. Såsom studien är skriven kan heller inga slutsatser dras om de verkliga svenska partisympatierna eller deras olika volatilitet, vilket naturligtvis hade varit av utomvetenskapligt intresse. Det råder också en osäkerhet huruvida vi hade fått liknande resultat gällande de tre metoderna om vi hade använt oss av verkliga, snarare än simulerade, data. Emellertid anser vi att skattningsmetodernas prestation på verkliga data inte bör avvika nämnvärt från resultaten presenterade i denna uppsats. Däremot finns självklart ytterligare ett problem i denna situation, nämligen datainsamlingsmomentet, som kan ge upphov till systematiska fel. Sannolikheten för bortfall hos olika grupper har förenklats kraftigt i uppsatsen jämfört med verkligheten.

Det vi har kunnat visa på är bayesianska metoders goda kapacitet att vara mer träffsäkra än frekventistiska metoder – liksom faran med en illa formulerad bayesiansk modell. Nyttan och syftet med opinionsmätningar må vara omdebatterat, men en grundförutsättning för deras värde är att de är riktiga och återspeglar verkligheten. Vi hoppas genom denna uppsats ha kommit framåt i frågan om hur olika skattningsmetoder kan användas för att nå detta mål.

6 Referenser

- Blom, Gunnar – Jan Enger – Gunnar Englund – Jan Grandell – Lars Holst. 2017. *Sannolikhets teori och statistikteori med tillämpningar*. Lund: Studentlitteratur. Sjunde utgåvan.
- Dahmström, Karin. 2011. *Från datainsamling till rapport – att göra en statistisk undersökning*. Lund: Studentlitteratur. Femte utgåvan.
- Demoskop. 2021. *Väljarbarometern*. [elektronisk] Tillgänglig: <https://demoskop.se/expertise/valjarbarometern/> Hämtdatum: 2021-12-03.
- Fienberg, Stephen E. 2006. "When Did Bayesian Inference Become 'Bayesian'?" *Bayesian Analysis*. Vol 1:1, s. 1-40. DOI: 10.1214/06-BA101 [elektronisk] Tillgänglig: <https://projecteuclid.org/journals/bayesian-analysis/volume-1/issue-1/When-did-Bayesian-inference-become-Bayesian/10.1214/06-BA101.full> Hämtdatum: 2021-12-03.
- Frigyik, Bela A. – Amol Kapila – Maya R. Gupta. 2010. *Introduction to the Dirichlet Distribution and Related Processes*. Seattle: Washingtons universitet, institutionen för elektroteknik. [elektronisk] Tillgänglig: <http://mayagupta.org/publications/FrigyikKapilaGuptaIntroToDirichlet.pdf> Hämtdatum: 2021-11-26.
- Gelman, Andrew – John B. Carlin – Hal S. Stern – David B. Dunson – Aki Vehtari – Donald B. Rubin. 2021. *Bayesian Data Analysis*. Boca Raton: Chapman and Hall/CRC. Tredje utgåvan. Senast uppdaterad 2021-11-02. [elektronisk] Tillgänglig: <https://users.aalto.fi/~ave/BDA3.pdf> Hämtdatum: 2021-11-26.
- Gut, Allan. 2009. *An Intermediate Course in Probability*. New York: Springer. Andra utgåvan. [elektronisk] Tillgänglig: <https://link-springer-com.ludwig.lub.lu.se/book/10.1007%2F978-1-4419-0162-0> Hämtdatum: 2021-12-08.
- Holmberg, Sören – Olof Petersson. 1998. *Opinionsmätningarna och demokratin*. Stockholm: SNS Förlag.
- Ipsos. 2021. *DN/Ipsos: Ökat stöd för Kristdemokraterna*. [elektronisk] Tillgänglig: <https://www.ipsos.com/sv-se/dnipsos-okat-stod-kristdemokraterna>. Hämtdatum: 2021-12-28.
- Kantar Sifo. 2021a. *Lite kort om väljarbarometern*. [elektronisk] Tillgänglig: <https://www.kantarsifo.se/rapporter-undersokningar/valjarbarometern2> Hämtdatum: 2021-12-09.
- Kantar Sifo. 2021b. *Väljarbarometern*. [elektronisk] Tillgänglig: https://www.kantarsifo.se/sites/default/files/reports/documents/vb_nov_2021_sifo.pdf Hämtdatum: 2021-12-28.
- Komárek, Arnošt. 2020. *Bayesian Survival Regression with Flexible Error and Random Effects Distributions*. [R-paket] Tillgänglig: <https://cran.r-project.org/package=bayesSurv> Hämtdatum: 2021-12-28.
- Lohr, Sharon. 2010. *Sampling: Design and Analysis*. Boston: Brooks/Cole. Andra utgåvan.
- McElreath, Richard. 2020. *Statistical Rethinking : A Bayesian Course with Examples in R and STAN*.

Boca Raton: Chapman and Hall/CRC. Andra utgåvan. [elektronisk] Tillgänglig: <https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&db=nlebk&AN=2433539&site=eds-live&scope=site> Hämtdatum: 2021-11-10.

Montgomery, Douglas C. 2017. *Design and Analysis of Experiments*. Hoboken: John Wiley Sons, Inc. Nionde utgåvan.

Novus. 2021. *Novus/SVT Väljarbarometer*. [elektronisk] Tillgänglig: <https://novus.se/wp-content/uploads/2021/12/novussvtvaljarbarometer2021dec.pdf> Hämtdatum: 2021-12-09.

The R Foundation. 2021. "The R Project for Statistical Computing". [elektronisk] Tillgänglig: <https://www.r-project.org/> Hämtdatum: 2021-12-27.

Sifo. 2012. *Väljarbarometern*. [elektronisk] Tillgänglig: <https://web.archive.org/web/20121113005411/http://tns-sifo.se/media/354383/vb%20jan%202012%20svd.pdf> Hämtdatum: 2021-12-27.

Statistiska centralbyrån (SCB). 2018. *Valdeltagande i riksdagsval efter region, kön och bakgrundsvariabler. Antal röstberättigade och andel röstande. Valår 2018*. [elektronisk] Tillgänglig: https://www.statistikdatabasen.scb.se/pxweb/sv/ssd/START_ME_ME0105_ME0105C/ME0105T28/ Hämtdatum: 2021-11-09.

Statistiska centralbyrån (SCB). 2021a. *Fakta om Partisymptiundersökningen (PSU)*. [elektronisk] Tillgänglig: <https://www.scb.se/hitta-statistik/statistik-efter-amne/demokrati/partisymptier/partisymptiundersokningen-psu/produktrelaterat/Fordjupad-information/fakta-om-partisymptiundersokningen-psu/> Hämtdatum: 2021-12-09.

Statistiska centralbyrån (SCB). 2021b. *Partisymptiundersökningen (PSU)*. [elektronisk] Tillgänglig: <https://www.scb.se/hitta-statistik/statistik-efter-amne/demokrati/partisymptier/partisymptiundersokningen-psu/> Hämtdatum: 2021-12-03.

Statistiska centralbyrån (SCB). 2021c. *Partisympti efter kön och ålder, 4 åldersklasser (urvalsundersökning). 2 ggr/år 1972M11 – 2021M05*. [elektronisk] Tillgänglig: http://www.statistikdatabasen.scb.se/pxweb/sv/ssd/START_ME_ME0201_ME0201B/Partisympti051/ Hämtdatum: 2021-11-05.

Stoltenberg, Emil Aas. 2013. *Bayesian Forecasting of Election Results in Multiparty Systems*. Masteruppsats, Oslo universitet. [elektronisk] Tillgänglig: https://www.duo.uio.no/bitstream/handle/10852/36975/master_ea_stoltenberg2013.pdf?sequence=1 Hämtdatum: 2021-11-30.

Sveriges Radio. 2012. "Håkan Juholt avgår som S-ledare". 21 januari. [elektronisk] Tillgänglig: <https://sverigesradio.se/artikel/4921895> Hämtdatum: 2021-12-27.

val.digital. 2021. *Alla genomförda opinionsundersökningar*. [elektronisk] Tillgänglig: <https://val.digital/AllSurveys/> Hämtdatum: 2021-12-09.

Williams, John. 2009. *Calculating Post-stratified Proportions*. Otagos universitet. [elektronisk] Tillgänglig:

<https://www.maths.otago.ac.nz/videos/statistics/Stadium/post-stratification.pdf>

Hämtdatum: 2021-11-18.

A Demografiska data och partisympatiundersökningar

Tabell 5: Köns- och åldersfördelning (SCB 2018)

Ålder	Kvinnor	Män
Antal röstberättigade	3 705 319	3 620 414
Andel av de röstberättigade	50,6%	49,4%
Per åldersgrupp		
Antal 18–29 år	641 461	676 284
Andel inom kön	17,3%	18,7%
Antal 30–49 år	1 119 103	1 137 043
Andel inom kön	30,2%	31,4%
Antal 50–64 år	871 482	878 425
Andel inom kön	23,5%	24,3%
Antal 65 år och uppåt	1 073 273	928 662
Andel inom kön	29,0%	25,6%

Tabell 6: Skattade partisympatier per demografisk grupp, Scenario 1 (inga förändringar), procent (SCB 2021c, 2021M05)

Parti	V	S	Mp	C	L	M	KD	SD	Övriga
Kvinnor, 18–29 år	20,6	23,1	7,9	13,3	4,2	18,8	4,5	5,9	–
Män, 18–29 år	8,9	17,2	3,5	7,3	4,4	26,6	4,9	21,9	5,3
Kvinnor, 30–49 år	13,0	30,0	7,5	9,4	2,7	22,7	4,7	8,4	1,7
Män, 30–49 år	9,0	21,8	2,9	8,8	2,0	24,3	4,1	25,1	2,1
Kvinnor, 50–64 år	8,2	33,5	3,7	8,8	2,4	24,0	5,3	13,6	–
Män, 50–64 år	5,8	25,5	2,7	9,0	2,2	22,6	3,5	28,5	–
Kvinnor, 65+ år	5,8	44,1	3,2	7,3	1,9	20,1	3,8	13,5	–
Män, 65+ år	5,4	36,5	1,0	6,4	3,4	17,9	5,0	23,6	0,7
Totalt (egen beräkning)	9,2	29,8	4,0	8,7	2,8	22,1	4,5	17,8	1,2

Tabell 7: Skattade partisympatier per demografisk grupp, Scenario 2 (små förändringar), mätpunkt 1, procent (SCB 2021c, 2017M05)

Parti	V	S	MP	C	L	M	KD	SD	Övriga
Kvinnor, 18–29 år	12,3	23,5	10,2	11,2	4,6	20,9	1,8	7,3	8,3
Män, 18–29 år	7,2	22,4	3,9	7,0	4,0	26,6	2,0	23,8	3,1
Kvinnor, 30–49 år	7,5	27,4	9,1	10,4	6,6	19,8	4,7	10,7	3,8
Män, 30–49 år	7,4	23,1	4,5	9,2	6,7	22,0	2,8	21,4	3,0
Kvinnor, 50–64 år	7,5	36,1	5,6	11,4	3,6	19,2	4,6	10,9	1,1
Män, 50–64 år	6,3	36,0	2,2	8,5	2,9	18,2	1,9	22,6	1,4
Kvinnor, 65+ år	3,8	39,6	1,2	12,7	8,8	15,6	4,6	12,5	1,0
Män, 65+ år	4,5	38,5	1,3	9,7	5,5	16,0	3,6	20,4	–
Totalt (egen beräkning)	6,8	31,2	4,6	10,1	5,6	19,5	3,4	16,2	2,5

Tabell 8: Skattade partisympatier per demografisk grupp, Scenario 2 (små förändringar), mätpunkt 7, procent (SCB 2021c, 2017M11)

Parti	V	S	MP	C	L	M	KD	SD	Övriga
Kvinnor, 18–29 år	13,2	23,3	6,7	10,9	2,7	23,0	–	8,5	10,5
Män, 18–29 år	6,5	21,5	4,2	6,4	4,6	25,6	2,1	23,0	6,0
Kvinnor, 30–49 år	10,1	30,3	7,4	9,7	6,0	21,9	2,6	8,7	3,4
Män, 30–49 år	6,7	24,5	3,8	8,1	3,5	27,3	3,0	19,1	3,9
Kvinnor, 50–64 år	7,6	37,6	5,4	10,5	4,3	20,1	3,7	10,4	–
Män, 50–64 år	6,1	34,6	2,1	6,7	4,5	21,8	2,3	20,1	1,7
Kvinnor, 65+ år	4,0	46,4	1,5	9,3	7,5	17,5	3,8	8,8	–
Män, 65+ år	3,6	41,2	1,4	7,0	5,5	20,1	4,1	16,5	0,6
Totalt (egen beräkning)	7,0	33,2	4,0	8,6	5,0	22,2	2,9	14,2	2,8

Tabell 9: Egenberäknade partisympatier per demografisk grupp, Scenario 3 (stora förändringar), mät punkt 1, procent (SCB 2021c, 2011M11, 2012M05 och Sifo 2012)

Parti	V	S	MP	C	L	M	KD	SD	Övriga
Kvinnor, 18–29 år	5,4	27,6	28,1	3,6	5,0	25,1	–	2,0	2,1
Män, 18–29 år	6,0	23,0	10,9	3,4	5,7	32,9	1,5	11,8	4,8
Kvinnor, 30–49 år	5,3	30,4	14,5	5,1	7,0	29,0	4,9	3,7	–
Män, 30–49 år	3,7	23,3	9,6	3,3	7,0	42,1	3,9	5,5	1,6
Kvinnor, 50–64 år	8,4	32,9	13,1	5,0	6,5	28,5	3,2	1,5	–
Män, 50–64 år	6,2	27,6	6,7	6,8	4,5	36,6	3,0	7,8	–
Kvinnor, 65+ år	2,0	38,3	4,0	8,2	6,5	32,3	7,4	–	–
Män, 65+ år	5,1	33,7	2,4	8,4	6,7	33,6	2,8	6,3	–
Totalt (egen beräkning)	6,1	29,8	10,4	5,6	6,2	32,8	3,7	4,6	0,9

Tabell 10: Skattade partisympatier per demografisk grupp, Scenario 3 (stora förändringar), mät punkt 3, procent (SCB 2021c, 2011M11)

Parti	V	S	MP	C	L	M	KD	SD	Övriga
Kvinnor, 18–29 år	11,0	20,9	29,0	3,1	4,1	26,3	0,0	4,5	1,1
Män, 18–29 år	9,9	17,9	12,5	2,7	5,1	29,7	1,7	16,7	3,6
Kvinnor, 30–49 år	9,1	23,6	17,0	3,9	6,5	29,9	5,1	4,9	0,0
Män, 30–49 år	6,5	19,4	10,8	2,6	5,8	41,2	4,4	7,8	1,6
Kvinnor, 50–64 år	14,1	27,2	13,7	3,9	5,4	29,0	4,3	2,5	0,0
Män, 50–64 år	10,3	23,3	7,5	5,1	4,1	35,1	3,3	11,4	0,0
Kvinnor, 65+ år	3,6	34,5	5,1	7,2	6,7	33,0	8,8	0,9	0,0
Män, 65 + år	8,0	28,6	3,1	7,1	6,2	34,8	3,6	8,5	0,0
Totalt (SIFO)	8,8	24,6	11,8	4,5	5,6	32,9	4,2	6,9	0,7

Tabell 11: Skattade partisympatier per demografisk grupp, Scenario 3 (stora förändringar), mätpunkt 7, procent (SCB 2021c, 2012M05)

Parti	V	S	MP	C	L	M	KD	SD	Övriga
Kvinnor, 18-29 år	10,0	29,8	18,3	4,3	3,6	27,0	–	5,8	–
Män, 18-29 år	7,2	29,9	10,7	3,5	6,0	25,2	1,7	13,1	2,6
Kvinnor, 30-49 år	6,2	34,3	13,2	4,1	7,0	28,8	3,5	2,8	0
Män, 30-49 år	4,6	32,4	7,8	2,9	5,1	36,2	3,8	5,5	1,5
Kvinnor, 50-64 år	8,7	42,3	7,9	4,0	4,3	25,7	4,6	2,1	–
Män, 50-64 år	6,4	39,1	5,2	5,1	4,2	28,9	2,5	8,1	–
Kvinnor, 65+ år	2,0	49,5	3,5	7,3	6,7	22,7	5,9	1,9	–
Män, 65+ år	3,7	42,7	2,5	7,8	5,9	29,2	3,2	4,3	–
Totalt (egen beräkning)	5,8	38,2	8,2	4,9	5,5	28,4	3,4	5,1	0,5

Tabell 12: Skattad sannolikhet för svar respektive bortfall per demografisk grupp, procent. Siffror tillhållna av Mikaela Järnbert, statistiker på SCB, genom personlig kommunikation 2021-11-08.

Besvarat frågan?	Ja (1)	Nej (0)
Kvinnor, 18-29 år	36,7	63,3
Män, 18-29 år	41,2	58,8
Kvinnor, 30-49 år	43,5	56,5
Män, 30-49 år	48,1	51,9
Kvinnor, 50-64 år	56,3	43,7
Män, 50-64 år	53,0	47,0
Kvinnor, 65+ år	57,1	42,9
Män, 65+ år	60,8	39,2

Tabell 13: Genomsnittlig intervallbredd, scenario 1

Metod	V	S	MP	C	L	M	KD	SD	Övriga
Frekventistisk	0,052	0,079	0,035	0,050	0,029	0,074	0,036	0,065	0,019
Bayes med normering	0,050	0,079	0,034	0,049	0,028	0,072	0,036	0,066	0,019
Bayes utan normering	0,015	0,024	0,010	0,014	0,009	0,022	0,011	0,020	0,006

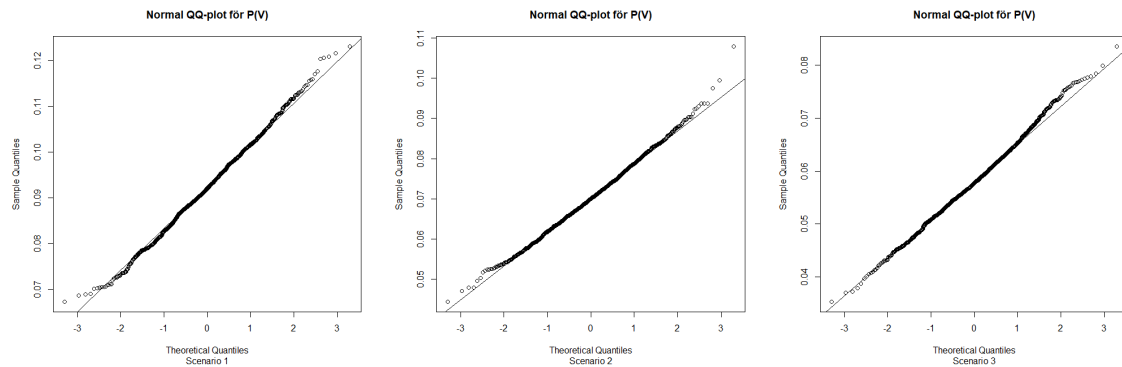
Tabell 14: Genomsnittlig intervallbredd, scenario 2

Metod	V	S	MP	C	L	M	KD	SD	Övriga
Frekventistisk	0,046	0,081	0,035	0,050	0,038	0,074	0,029	0,061	0,031
Bayes med normering	0,044	0,082	0,034	0,049	0,038	0,072	0,029	0,061	0,029
Bayes utan normering	0,013	0,024	0,011	0,015	0,012	0,022	0,009	0,019	0,009

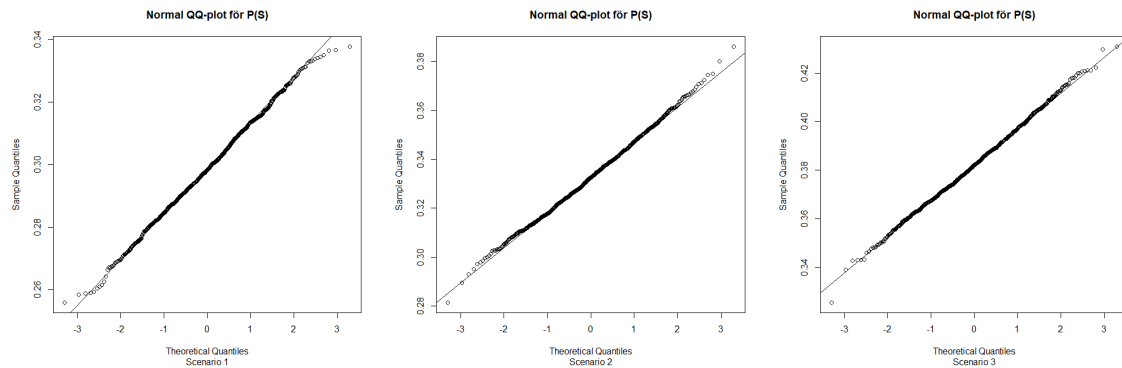
Tabell 15: Genomsnittlig intervallbredd, scenario 3

Metod	V	S	MP	C	L	M	KD	SD	Övriga
Frekventistisk	0,042	0,085	0,050	0,037	0,040	0,080	0,031	0,039	0,012
Bayes med normering	0,042	0,083	0,050	0,037	0,040	0,079	0,032	0,039	0,013
Bayes utan normering	0,013	0,024	0,016	0,011	0,012	0,024	0,010	0,012	0,005

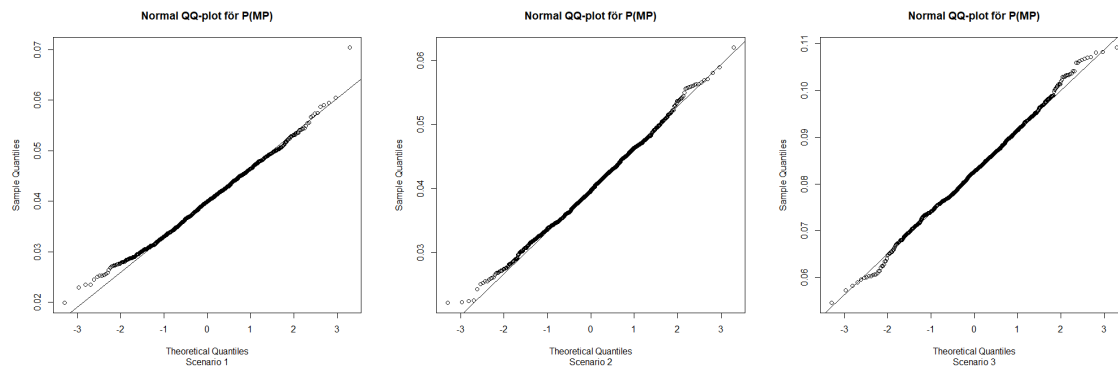
B Figurer



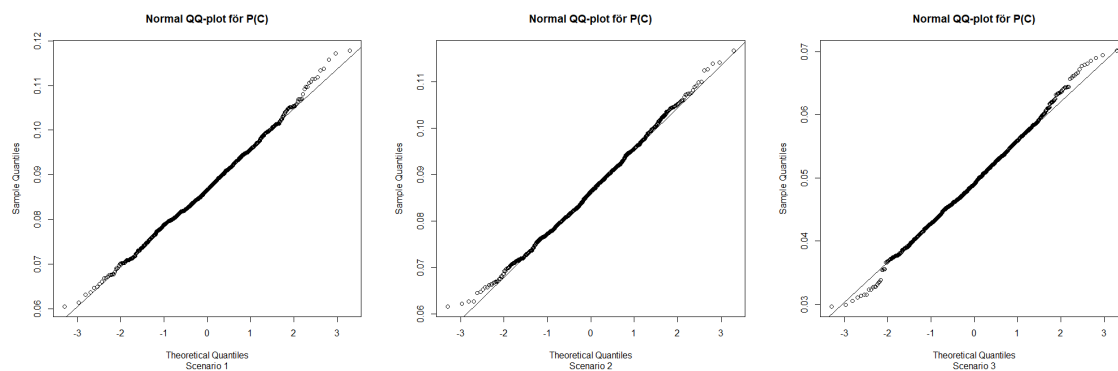
Figur 7: QQ-plot för skattad andel V-sympatisörer för scenario 1, 2 respektive 3.



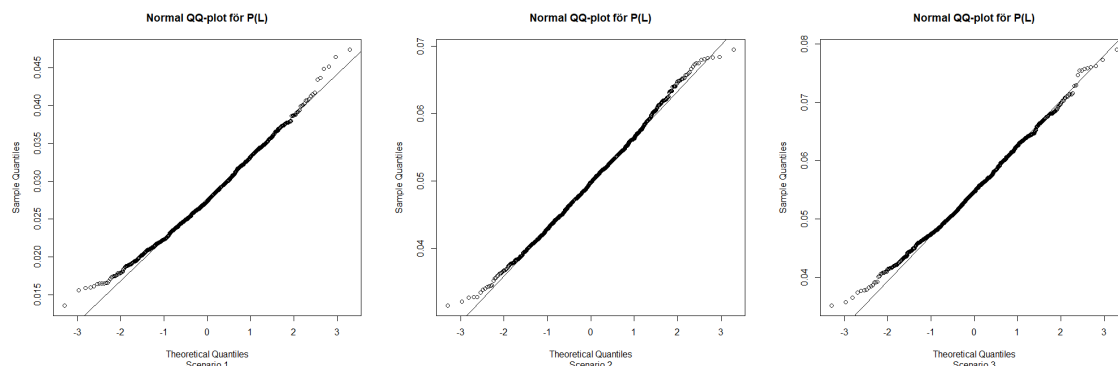
Figur 8: QQ-plot för skattad andel S-sympatisörer för scenario 1, 2 respektive 3.



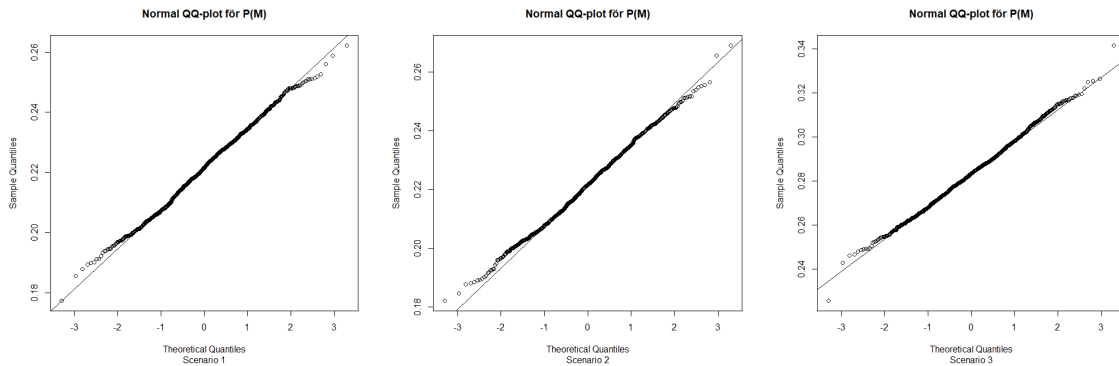
Figur 9: QQ-plot för skattad andel MP-sympatisörer för scenario 1, 2 respektive 3.



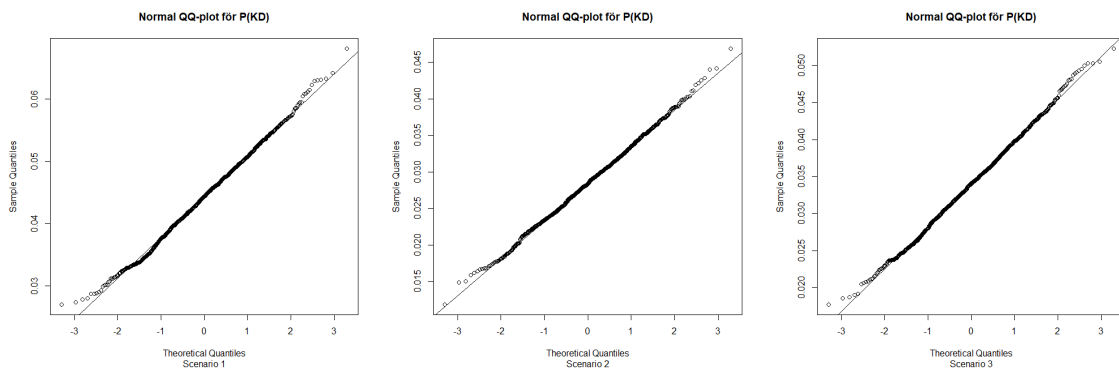
Figur 10: QQ-plot för skattad andel C-sympatisörer för scenario 1, 2 respektive 3.



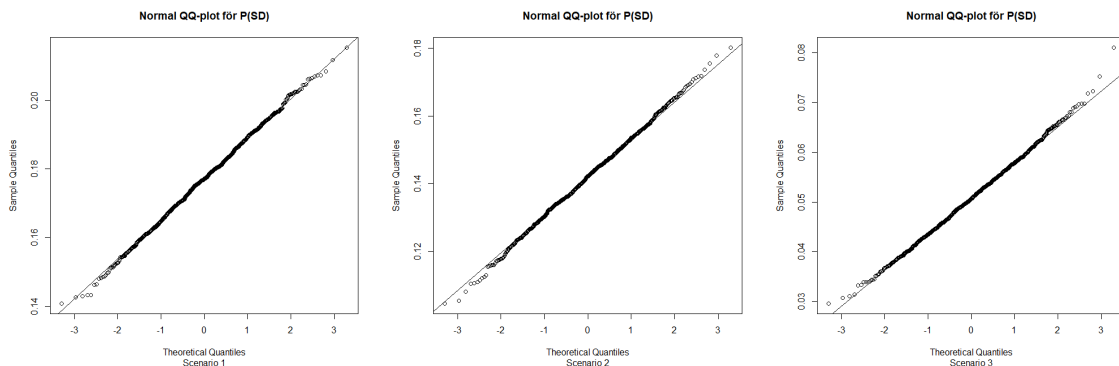
Figur 11: QQ-plot för skattad andel L-sympatisörer för scenario 1, 2 respektive 3.



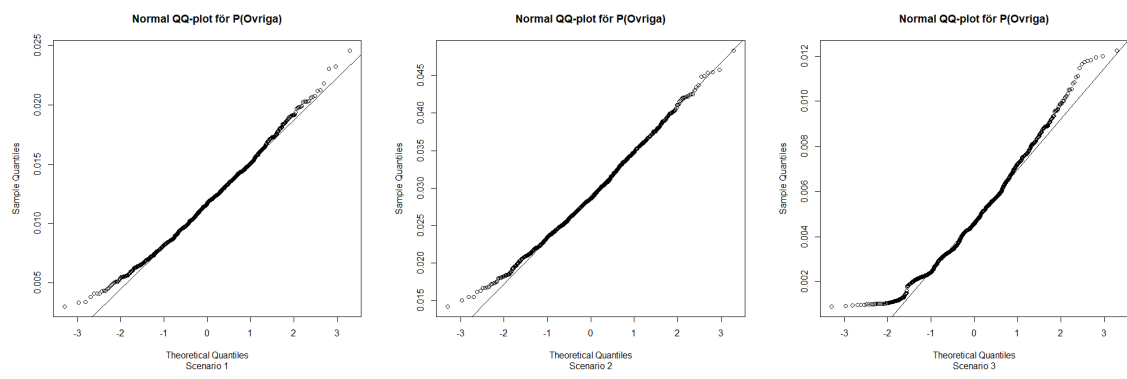
Figur 12: QQ-plot för skattad andel M-sympatisörer för scenario 1, 2 respektive 3.



Figur 13: QQ-plot för skattad andel KD-sympatisörer för scenario 1, 2 respektive 3.



Figur 14: QQ-plot för skattad andel SD-sympatisörer för scenario 1, 2 respektive 3.



Figur 15: QQ-plot för skattad andel sympatisörer för kategorin ”Övriga” för scenario 1, 2 respektive 3.

C R-kod

För tillgång till R-koden, kontakta författarna:

Ida Haggren

idahag00@gmail.com

Mårten Augustsson

marten97.augustsson@gmail.com