

Runskrift



Goran Skejo
EC Utbildning
Projekt i Data Science
2024-11-01

Abstract

This project harnesses the power of machine learning to unlock the secrets of runestones. By analyzing their geographical origins, time period of creation and historical context, we aim to predict missing information and gain deeper insights into their cultural significance. The interactive visualizations powered by Power BI provide a compelling way to explore the geographical distribution of these ancient artifacts and uncover hidden patterns in their inscriptions.

Innehållsförteckning

1 Inledning	1
2 Teori	2
2.1 GitHub	2
2.2 Klassificeringsmodeller	2
2.3 Modellutvärdering	3
3 Metod	5
3.1 Converting between SWEREF 99 and WGS84	5
3.2 Modellering och prediktioner av tidsperioder	6
3.3 GitHub	7
3.4 Agil arbetsmetodik	9
4 Resultat och Diskussion	10
4.1 Analys av materialdifferentiering i runstenar över tidsperioder och regioner	12
4.2 Prediktioner av tidsperioderna	14
5 Slutsatser	17
6 Självutvärdering	18
Appendix A	19
Appendix B	21
Källförteckning	22

1 Inledning

Studier av runinskrifter har pågått sedan 1500-talet. Dåtidens ivriga dokumenterande av fornminnen utgör en fantastisk källa för forskare. Många av de runstenar som avbildades med stor noggrannhet är dock försvunna idag. Ofta är de gamla avbildningarna de enda källor för dagens forskare när de ska tolka de historiska spåren på en viss plats.

Sedan flera decennier tillbaka har runforskarna, genom att studera runornas utformning och stavning men främst ornamentiken på stenarna, arbetat med att återskapa en kronologisk utveckling som gör det möjligt att datera inskriptionerna (på ett ungefär).

Syftet med denna rapport är att ta ett ytterligare steg i denna riktning och försöka förutse saknad information kring dateringen av runstenarna, för att få djupare insikter om runstenarnas historiska och kulturella betydelse. För att uppfylla syftet kommer följande frågeställningar att besvaras:

1. Vad finns det för betydande skillnader mellan runinskrifterna för att möjliggöra klassificering i olika tidsperioder?
2. Går det att kontrollera dateringen genom kartstudie av olika sekvenser av ristningar och deras geografiska spridningen?
3. Är det möjligt att fullfölja dateringen av runstenarna genom en annan strategi än den visuella observationen av individuella stildrag eller tillsammans med den?

2 Teori

2.1 GitHub

GitHub låter dig skapa, lagra, ändra, slå samman och samarbeta på filer eller kod. Alla medlemmar i ett team kan komma åt GitHub-förvaret (tänk på detta som en mapp för filer) och se den senaste versionen i realtid. Sedan kan de göra ändringar som de andra samarbetspartnerna också ser. GitHub låter också användare göra förfrågningar till varandra och internt diskutera iterationerna längs vägen. GitHub har även kallats för en "a social coding platform" eftersom den bjuder in människor att koordinera, dela och samarbeta med kod över distribuerade och asynkrona miljöer. (Coursera, 2023).

2.2 Klassificeringsmodeller

Klassificeringsproblem går ut på att placera data i en av flera fördefinierade kategorier. Modeller som används går ut på att generalisera och korrekt klassificera ny, osedd data baserat på relationer och mönster som identifierats i träningsdatan under träningsfasen. Det finns binära klassificerare som skiljer mellan två klasser, samt multinomialklassificerare som skilja mellan fler än två klasser. (Géron, 2019, s. 100).

Logistisk regression

Logistisk regression är en metod särskilt lämplig för att hantera binära klassificeringsproblem där målet är att förutsäga sannolikheten för att en observation tillhör en viss kategori (oftast betecknad som 0 eller 1). Kan tillämpas inom t.ex. forskning om kundbeteenden för att bedöma sannolikheten för att en kund svarar positivt eller negativt på en kampanj. (James, m.fl., 2021, s. 133).

Naive Bayes

Naive Bayes utgår ifrån att variablerna är oberoende av varandra och att alla variablerna bidrar lika mycket till resultatet. Detta antagande stämmer inte för de flesta verkliga situationer, men det förenklar de numeriska beräkningarna och gör problemet lättare hanteringsbart. (Shukla, 2024).

Support Vector Machines (SVM)

SVM är lämpad för att hantera klassificeringsproblem, då dess mål är att separera olika klasser så precist som möjligt, genom att hitta en linje eller hyperplan som har den minsta möjliga avvikelsen från datapunkterna. Med SVM har man viss flexibilitet att definiera hur mycket fel som är acceptabelt i modellen, genom att justera parametern C. (Bajallan, 2022, s. 10).

K-Nearest Neighbors (KNN)

Med KNN lagrar man alla tillgängliga värden och klassificerar varje ny data baserat på dess likhet med datapunkten som ligger närmast. Tanken bakom modellen är att punkter som ligger nära varandra brukar tillhöra samma kategori. (Bajallan, 2022, s. 16).

Beslutsträd (Decision Tree)

Beslutsträd är en övervakad algoritm som bygger strukturer som liknar träd, med s.k. beslutsnoder och lövnoder, där varje nod förgrenas till ett antal nya noder beroende på antalet möjliga utfall. De noder som inte själv förgrenas kallas för "löv". Beslutsträd är en serie beslut som tas utifrån given data i en bestämd följdordning för att nå ett specifikt resultat. Medan algoritmen är ganska lätt att använda, är ett enda träd oftast inte tillräckligt för att ge effektiva resultat. (Sharma, 2024).

Random Forest Classifier (RFC)

RFC kombinerar förutsägelserna från flera individuella beslutsträd för att generera det slutliga resultatet. Detta är en slumpartad teknik som kombinerar resultatet av flera individuella modeller och fattar det slutliga beslutet baserat på majoriteten av utfallen. RFC kan på så vis förbättra modellens övergripande prestanda och robusthet jämfört med enskilda beslutsträd. (Sharma, 2024).

2.3 Modellutvärdering

Confusion Matrix

Förvirringsmatrisen (confusion matrix) är en tabell som används för att utvärdera prestandan för en klassificeringsmodell, genom att tillhandahålla en sammanfattning av de förutsägelser som modellen gör. Förvirringsmatrisen är en tabell som visar fyra värden:

- True positive (TP): Datapunkter som vi förutspådde positiva som faktiskt är positiva.
- False positive (FP): Datapunkter som vi förutspådde positiva som faktiskt är negativa.
- False negative (FN): Datapunkter som vi förutspådde negativa som faktiskt är positiva.
- True negative (TN): Datapunkter som vi förutspådde negativa som faktiskt är negativa.

Den första och sista är de datapunkter som förutspåddes korrekt och den andra och tredje är de datapunkter som förutspåddes felaktigt. Vi kan använda de fyra värdena i förvirringsmatrisen (TP, TN, FP, FN) för att beräkna olika mätvärden som noggrannhet, precision, träffsäkerhet och F-mått. (Narkhede, 2018)

Mätvärden

Noggrannhet (Accuracy) avser procentandelen förutsägelser som är korrekta. Om vi t.ex. har 100 datapunkter och förutsäger 70 av dem korrekt är noggrannheten $70/100 = 0.7 = 70\%$. Noggrannhet är ett bra mått om våra klasser är jämnt fördelade, men kan vara missvisande vid obalans mellan klasserna. (Géron, 2019, s. 90). Därför kan det med fördel kompletteras med precision, recall och F score för en mer detaljerad bild.

Precision är procentandelen av modellens positiva förutsägelser som är korrekta. (Narkhede, 2018)

$$\text{precision} = \frac{\# \text{ positives predicted correctly}}{\# \text{ positive predictions}} = \frac{TP}{TP + FP}$$

Figur 1. Precision = Av alla datapunkter som vi förutspått som positiva, så här många är faktiskt positiva.

Träffsäkerhet (Recall) är andelen positiva fall som modellen förutsäger korrekt. (Narkhede, 2018)

$$\text{recall} = \frac{\# \text{ positives predicted correctly}}{\# \text{ positive cases}} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}}$$

Figur 2. Träffsäkerhet = Av alla datapunkter med positivt värde, så här många förutspåddes som positiva (alltså korrekt).

F1-mått (F1 score) är ett genomsnittsvärde av precision och träffsäkerhet, en kompromiss när vi inte kan välja mellan två modeller då den ena har högre precision och den andra högre träffsäkerhet. (Géron, 2019, s. 92).

$$\text{F1} = 2 \cdot \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

Figur 4. Den matematiska definitionen av F1-måttet där man multiplicerar produkten av precisionen och träffsäkerheten med 2, och delar resultatet med summan av precisionen och träffsäkerheten.

3 Metod

3.1 Konvertering mellan SWEREF 99 och WGS84

Nordisk runtextdatabas använder sig av koordinatsystemet SWEREF99, som är Sveriges nationella koordinatsystem, och kan endast användas i och omkring Sverige. I vår databas används inte bara SWEREF99 utan även endast N (Northing) sparas i databasen. N representerar den nord-sydliga positionen, vilket anger hur långt norrut du är från ekvatorn i meter. E (öst) representerar den öst-västliga positionen och anger hur långt österut du befinner dig från den definierade centralmeridianen för projektionen i meter. Tyvärr saknas E i vår databas. I powerBI-programvaran används koordinatsystemet WGS84. För att kunna visualisera SWEREF99 data med PowerBI behövs konverteringen. Det finns flera bibliotek som kan användas för att konvertera koordinater från SWEREF99 till WGS84:

.Net - [MightyLittleGeodesy](#)

Java - [CoordinateTransformationLibrary](#)

PHP - [CoordinateTransformationLibrary](#)

JavaScript - [latlong.mellifica.se](#)

Python - [pyproj](#), [Transformer](#)

Här testade vi Transformer-klassen i pyproj-biblioteket för att hantera transformation mellan två olika koordinatsystem. Transformeringsmetoden kan ta longitud och latitud som indata och returnerar motsvarande östlig och nordlig i målkoordinatsystemet, eller omvänt. Applied Transformer lyckades vi transformera N till longituden men eftersom data saknas av E måste vi komma på andra sätt att komplettera data från E med avseende på rader.

Å andra sidan testade vi också MediaWiki API genom biblioteket för importförfrågningar. Till exempel ger vi titeln "Kvarntorpshällen" och definierar parametrarna för API-anropet.

```
params = {  
    'action': 'query',  
    'prop': 'coordinates',  
    'titles': page_title,  
    'format': 'json'  
}
```

Motsvarande latitud- och longituddata kan sparas i json-form. Nackdelen med den här metoden är dock att den kräver att du skriver en loop för varje post i vår databas, som innehåller 11672 poster. Den här processen kan leda till betydande beräkningskostnader och ökad bearbetningstid, särskilt när du hanterar stora datamängder.

En annan metod vi testat går ut på att kartlägga latituden för varje rad baserat på värdena i kolumnen "Kommun" och koppla den som latitud för kolumnen "Koordinater". Totalt finns det 497 unika "Kommun"-behov av att mappa longituden till kolumnen "Koordinater". Även om den här metoden hjälpte till att lösa problemet, har den en begränsning när det gäller noggrannhet: vi kan lokalisera gravstenen med rätt "Kommun"-område, men detta ger inte en exakt position när den visualiseras i PowerBI.

3.2 Modellering och prediktioner av tidsperioder

Syftet har varit att förutsäga värdet på saknade instanser i kolumnen "Period/Datering" baserat på värdena i motsvarande instanser i kolumnerna "Kommun", "Koordinater", "Materialtyp" och "Föremål". Uppgiften bedömdes som ett klassificeringsproblem, eftersom vi vill förutsäga ett kategoriskt utfall (värden i variabeln "Period/Datering") baserat på värdena i andra variabler. Med tanke på detta skulle Logistic Regression eller Support Vector Classifier (SVC) vara lämpliga modeller.

Första steget har varit att förbereda data och se till att de olika variablerna konverteras till lämpligt string-, numeriskt-, eller tidsformat. Vi använde oss av två olika metoder för att tvätta datan. Den ena går ut på att dela in all data i kategorier, i vårt fall omvandla årtal och kortare perioder till kategorier som omfattar större tidsperioder (Appendix A), vilket resulterade i 20 kategorier (15 kända och 5 okända) som vardera innehåller de årtalen som ryms inom den tidsperioden).

Den andra metoden för att tvätta datan var genom Regex (Regular Expression) som är ett verktyg för att matcha textmönster och extrahera information från kod, loggfiler och andra texter. Regex-mönstret som använts `\d{3,4}-\d{3,4}` matchar ett intervall med år (t.ex. 1100-1150 eller 100-200). Funktionen `clean_date` extraherar den första förekomsten av det här mönstret och ignorerar alla andra tecken (kommentarer, bokstäver osv.). Detta tillämpades på hela kolumnen och de rensade resultaten lagrades i en ny kolumn.

Det visade sig att regex-mönstret inte matchade datan fullt ut. Mönstret `\d{3,4}-\d{3,4}` letar specifikt efter sekvenser som 1100-1200. Databasen innehåller dock andra format som "900-t" eller "efter 1050" som inte matchar det här mönstret. För att göra funktionen mer flexibel uppdaterades regex för att ta hänsyn till en större mängd numeriska mönster, till exempel:

- Enstaka år (t.ex. 900)
- Årsintervall (t.ex. 1100-1150)
- År med bokstäver eller andra symboler efter (t.ex. 900-t eller 1100-t)

Funktionen uppdaterades med ett mer omfattande regex:

```
python
# Updated function to clean the 'Period_Datering' column
def clean_date(date_string):
    if isinstance(date_string, str): # Check if the value is a string
        # Extract the first sequence of 3 or 4 digits, possibly followed by a dash and another sequence
        clean_date = re.search(r'\d{3,4}(-\d{3,4})?', date_string)
        if clean_date:
            return clean_date.group(0) # Return the cleaned date (e.g., '1100-1150' or '900')
        return None # If no valid date format is found, return None
# Applying the cleaning function to the 'Period_Datering' column
df['Cleaned_Period_Datering'] = df['Period_Datering'].apply(clean_date)
```

Det nya regex-mönstret `\d{3,4}(-\d{3,4})?` matchar både enskilda år (t.ex. 1100) och årsintervall (t.ex. 1100-1150). Den kunde nu samla in årsformat med ett potentiellt intervall och ignorera bokstäver eller symboler efter åren. På så sätt kunde årsdata samlas in korrekt även när formatet varierat.

Efter att datan tvättats ville vi prediktera perioden för de instanser där värden saknas i databasen, med utgångspunkt i de instanser där värden finns. Eftersom vi inte har några facitsvar på när de runstenarna, där period ej finns angiven, byggdes har vi valt att jämföra prediktionerna som gjorts med de två olika metoderna att tvätta data och se huruvida prediktionerna överensstämmer med varandra samt i vilken grad. Ett ytterligare steg för att dubbelkolla att våra prediktioner stämmer har

varit att jämföra de predikterade perioderna med de perioder som olika ristare varit verksamma och skapat runstenarna (informationen från kolumnen "Ristare" i tabellen).

Vi ville jämföra noggrannheten och andra mått (precision, träffsäkerhet, F1-poäng) från klassificeringsrapporterna för båda modellerna för att kunna välja den modell som ger bäst prestanda. Datan delades upp med `train_test_split` metoden för att skapa datauppsättningar för träning och testning. Träning av modellen har gjorts med Logistic Regression, SVC och RandomForestClassifier. Utvärdering av modellen på testdata gjordes med hjälp av noggrannhet, precision, återkallelse, etc.

Utmaningen kom med varningen "UndefinedMetricWarning: Precision and F-score are ill-defined and being set to 0.0 in labels with no predicted samples", vilket inträffar när modellen inte förutsäger några instanser av vissa klasser (etiketter). Detta kan inträffa vid klassificeringsproblem där vissa klasser är underrepresenterade (eller inte representerade alls) i träningsuppsättningen eller testuppsättningen. Modellen kan inte klassificera vissa kategorier korrekt och förutsäger bara en delmängd av klasserna.

Varningen åtgärdades på så vis att det gjordes kontroll av klassfördelningen, om den är skev (dvs. att vissa klasser har mycket få eller inga förekomster), samt ställde in `zero_division` parametern. Det visade sig att t.ex. kolumnen "Föremål" har en mycket obalanserad fördelning, där vissa klasser har många instanser (t.ex. klass 785 har 172 prover) och många andra har mycket få instanser (t.ex. flera klasser har bara 1 prov). Den här obalansen gjorde troligen att din modellerna presterade dåligt i underrepresenterade klasser. Samma kontroll gjordes för de övriga variablerna.

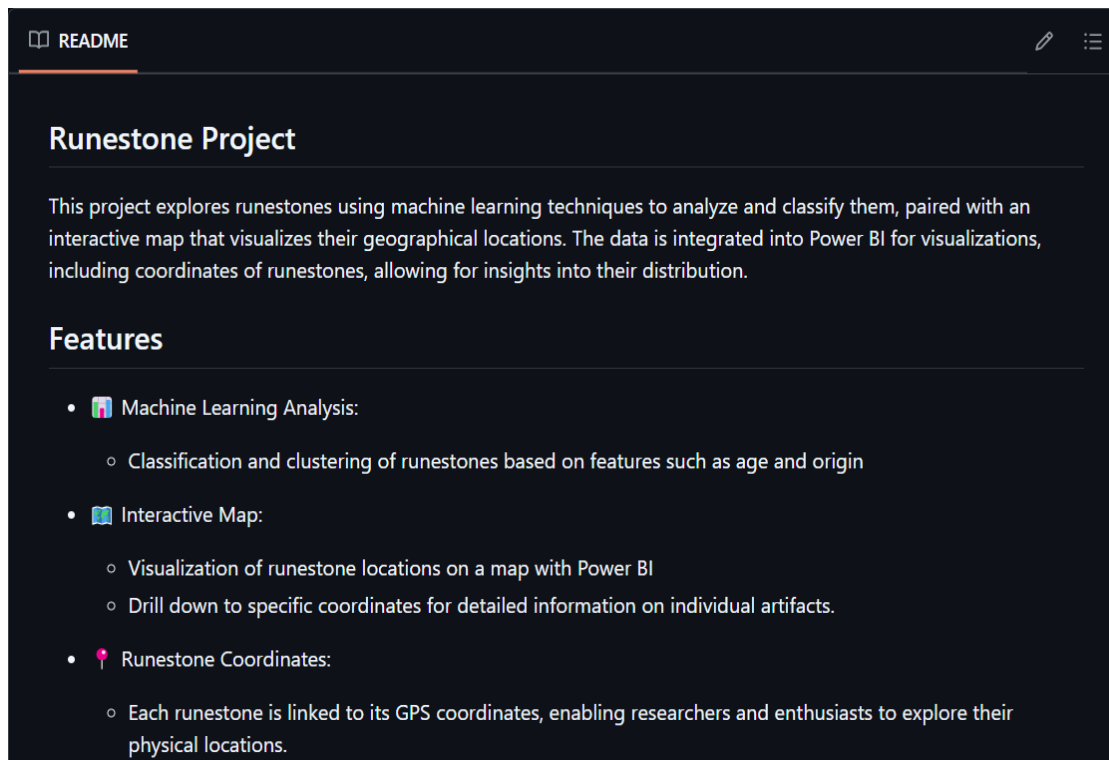
Vid nya testningar användes modeller med klassviktnig (t.ex. `model = RandomForestClassifier(class_weight='balanced', random_state=42)`) för att automatiskt justera vikter baserat på klassfördelningen. Detta lyckades dock inte råda bot på obalansen i fördelningen av de olika klasserna som i sin tur påverkat prediktionerna. Detta ser vi när vi jämför de predikterade perioderna med de perioder som olika ristare varit verksamma, vilket presenteras i nästa avsnitt.

3.3 GitHub

I vår GitHub-repo hittar du en omfattande README-fil som fungerar som din guide till projektet. Vi börjar med att ge dig en tydlig överblick över vad projektet syftar till.

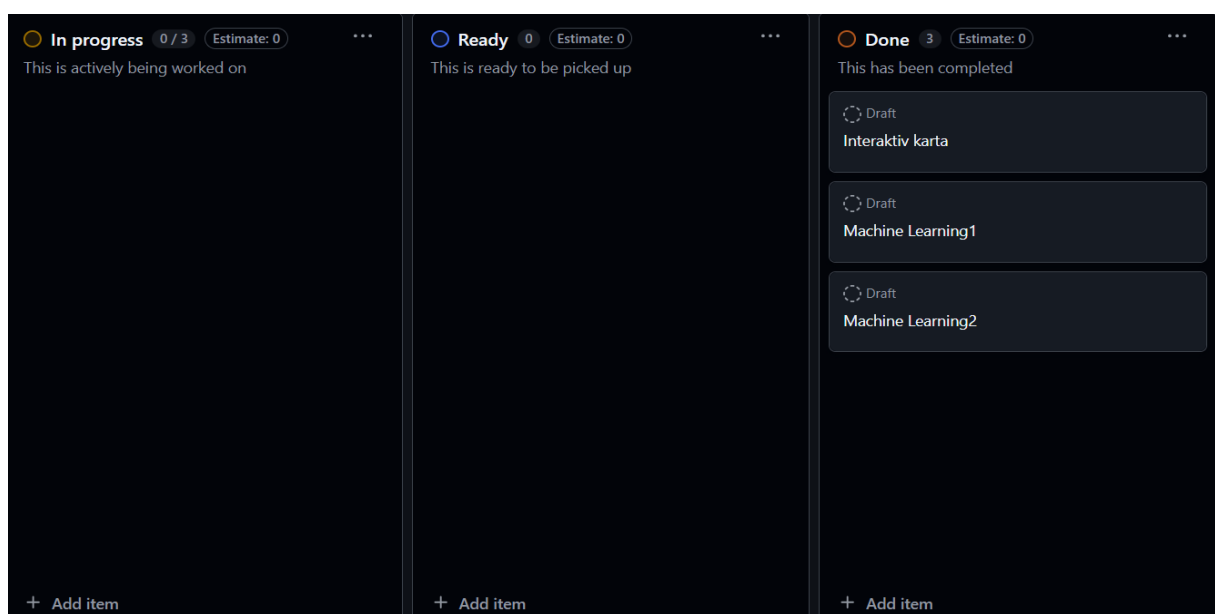
Steg för steg leder vi dig genom projektets arbetsflöde, så att du enkelt kan förstå hur alla delar hänger ihop. Vi har också tagit fram en detaljerad installationsguide som tydliggör steg för steg installationsprocessen. Här hittar du all nödvändig information om vilka programvaror och bibliotek du behöver

Med README-filen som din guide kommer du snabbt att kunna komma i gång med att använda och utforska projektet på egen hand. Några av fördelarna med GitHub är att det blir lättare att samarbeta med flera olika utvecklare som arbetar på samma projekt. GitHub gör det enkelt att se vem som har gjort vilka ändringar och att slå samman olika versioner av kod.



Kontrollen av vårt projekt på GitHub var enkelt, tack vare GitHub spårning av kodändringar över tid. Det möjliggjorde för var och en att kunna se vid varje commit vad som laddades upp på vår gemensamma GitHub vilket gjorde det enkelt att förstå och återse utvecklingen av projektet. Om ett problem uppstod eller någon oavsiktligt ändrade vår GitHub så kunde vi snabbt återgå till en tidigare version av projektet.

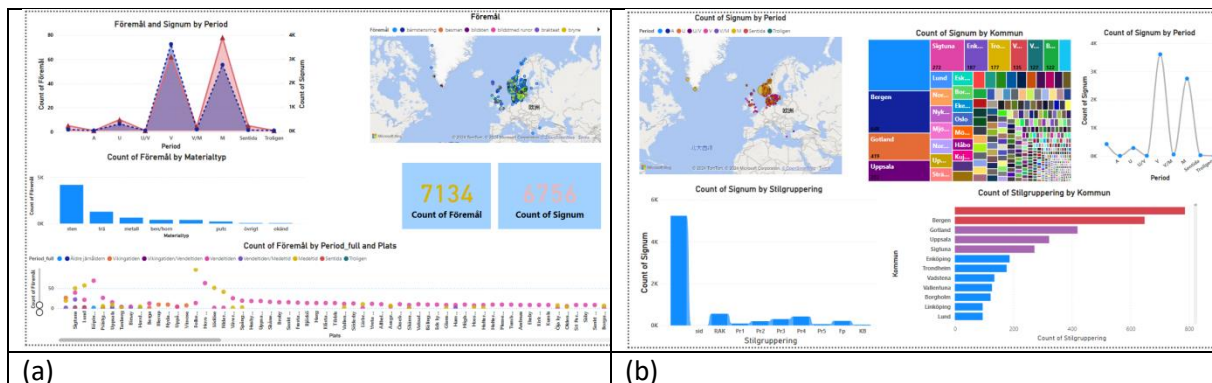
GitHub har en Project board feature där vi skapade en Kanban för att kunna spåra framsteg på ett snabbt sätt. Där organiserade vi olika uppgifter och funktioner i tre olika stadier som "In Progress", "Ready" och "Done", så att gruppen kunde visualisera projektets övergripande status.



3.4 Agil arbetsmetodik

Teamet har arbetat nära varandra. Vi har samlats varje dag på förmiddagen för ett kortare (15-30 minuters) avstämningsmöte, där varje teammedlem delat med sig av vad de gjort sedan senaste avstämningen, vad de planerar att göra den dagen och vilka eventuella hinder de stött på. Detta har säkerställt att alla hållit sig tillgängliga, informerade och redo att snabbt hoppa in och hjälpa till om det behövs. Kontrollen av projektet på GitHub möjliggjorde också för var och en att följa utvecklingen av projektet. När teamet har hanterat problem har vi delat upp dem i mindre, lättare hanterbara uppgifter och delat uppgifterna sinsemellan. När vi t.ex. arbetade med olika metoder att tvätta och förbereda data arbetade två teammedlemmar tillsammans för att ta fram lämpliga koder. Samarbetet ledde till fler ideer och bättre kodkvalitet. Jag tycker att teamet har varit öppet för förändringar och tillsammans sökt lösningar på nya frågor som dök upp under processens gång.

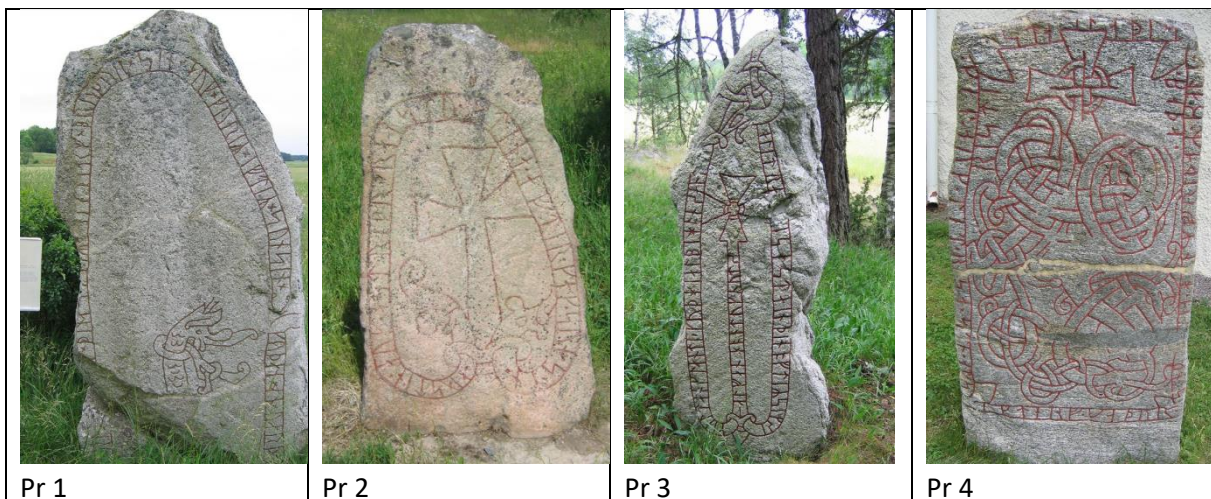
4 Resultat och Diskussion

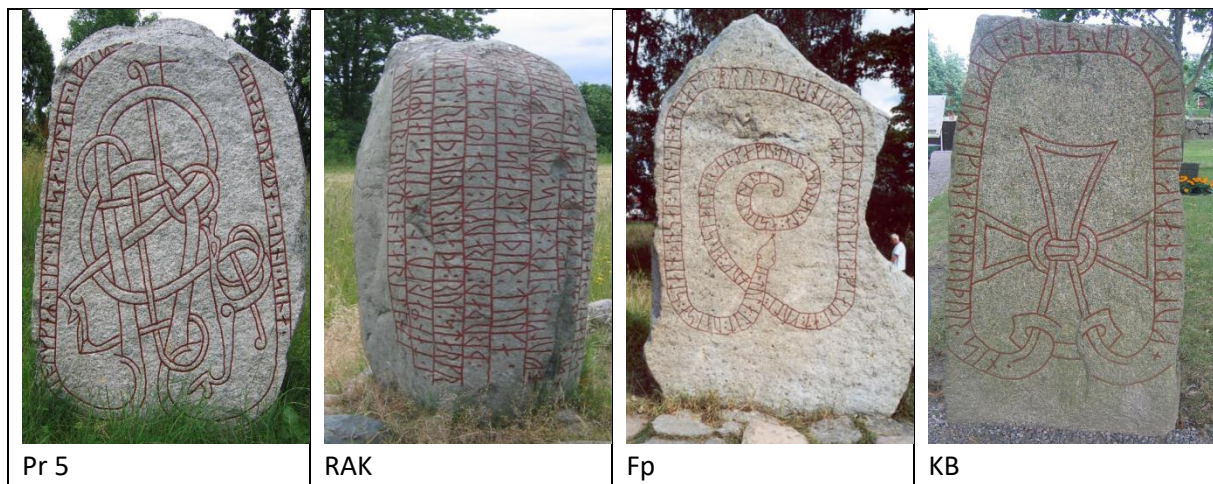


Figur 1: (a) Trend Analysis of Föremål Over Time and Location. (b) Trend Analysis of Stilgruppering and Signum: Temporal, Geographical, and Spatial Distribution

Från figur 1(a) kan vi se att gravstenar upplevde en betydande ökning i användning under vikingatiden och medeltiden. Närmare bestämt finns det 62 och 78 unika föremål från vikingatiden respektive medeltiden. Medan Föremål i den tidiga perioden är helt enkelt och få med ett 10-tal artiklar. Viktigt är att under den tidiga perioden och vikingatiden var gravstenarna med Föremål mer jämnt fördelade och huvudsakligen belägna i Svealand. Men med tiden kom gravstenarna att lokalisera Uppland. Det tyder på att människor är mer samlande och bildade en stor levande plats. Dessutom användes fler runstenar än gravstenar med ett stort antal stenmaterial än trä- eller metallmaterial. Som Alix Thoeming från University of Sydney noterat, speglar ökningen av runstenar en form av uttryck för tro och identitet som gick förlorad under kristnandeprocessen (Thoeming, 2013).

- A: står oftast för "Äldre järnåldern" (Early Iron Age).
- U: representerar typiskt "Vikingatid" (Viking Age).
- V: används vanligtvis för "Vendeltid" (Vendel Period, which precedes the Viking Age in Scandinavia).
- M: vanligtvis indikerar "Medeltid" (Middle Ages/Medieval Period).
- Sentia: representerar perioden mellan år 1500 till 1900.





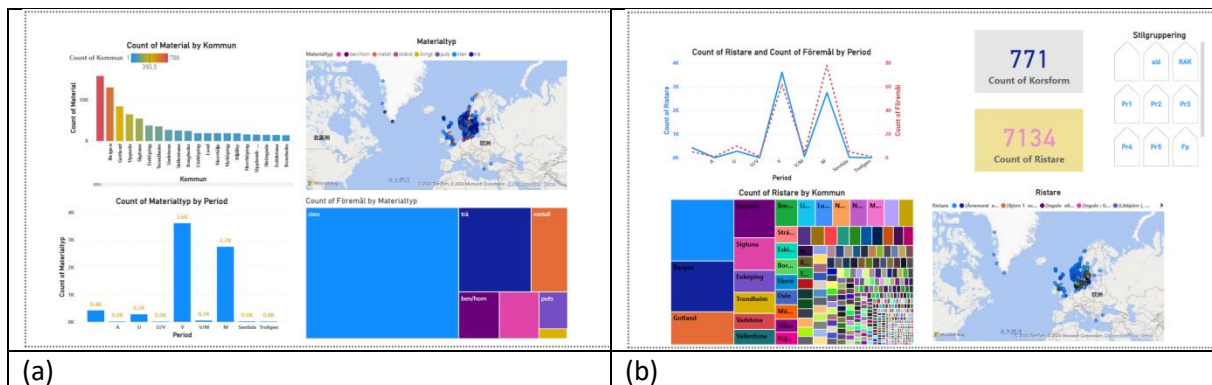
Figur 2: Runestone styles from wikipedia [2]

Pr1, Pr2, Pr3, Pr4, Pr5, Pr6 hänvisar till olika faser eller typer av furstliga eller protoruniska stilar som förknippas med figurer som Ljung eller Gräslund, vilket indikerar olika konstnärliga och typologiska utvecklingar inom runstensdesign. Denna serie stil slutar med djurhuvuden sedda i profil. Fp är från perioden c. 1010/1015 till c. 1040/1050, då Pr3 dök upp. Den kännetecknas av runband som slutar med djurhuvuden sedda ovanifrån. När det gäller KB avser det i allmänhet Kongliga Biblioteket, vilket indikerar en specifik stil som är förknippad med Kungliga bibliotekets samlingar eller referenser. RAK: Detta står för Runverket Arkeologiska Källor, vilket syftar på runstenar som klassificerats utifrån arkeologiska källor, med särskilt fokus på design och inskriptioner, vilket är den äldsta stilen och täcker perioden 980-1015 e.Kr. RAK-stilen har inga drakhuvuden och ändarna på runbanden är raka på stenen. Sid hänvisar vanligtvis till stenarnas sidor som kan ha inskriptioner eller konstnärliga element. Alla motsvarande bilder visas i figur 2.

I Figur 1(b) analyseras klassificeringen av runstensdesign över både tidsperioder och geografisk spridning. Det är uppenbart att runstenarna av RAK-typ dominerar i antal, med totalt 558 runstenar, vilket indikerar deras popularitet eller förekomst under den studerade perioden. Efter detta är Pr4-stilen också framträdande, med 427 runstenar, vilket tyder på en stark representation över platser eller möjligen under en specifik tidsram. KB-typen är däremot den minst vanliga, med endast 48 identifierade exemplar, vilket framhäver dess sällsynthet och möjligen antyder en unik eller lokaliserad designstil. Analysen belyser stilistiska preferenser och regionala variationer i runstensens utformning över tid och ger insikter om kulturella trender och konstnärliga uttryck i historiska sammanhang. Intressant nog visar analysen att runstenar av KB-typ endast förekommer under vikingatiden, och att deras utbredning främst är koncentrerad till Uppsala, Nyköping och Eskilstuna när vi zoomar in på kartan. Denna lokala förekomst tyder på ett unikt kulturellt eller regionalt inflytande som var specifikt för dessa områden under vikingatiden. På samma sätt förekommer också Pr4-typens runstenar under vikingatiden (senare ca 1060/1070 och varade till ca 1100) men uppvisar en större geografisk spridning jämfört med KB-typen. De viktigaste platserna för Pr4-typ är Uppsala, Gotland, Sigtuna, Enköping, Vallentuna, Norrtälje, Stockholm, Knivsta och Upplands Väsby.

Denna bredare spridning kan tyda på en större sfär av kulturellt inflytande eller spridningen av en specifik konstnärlig tradition kopplad till Pr4-stilen. Runstenarna av RAK-typ sträcker sig däremot över en längre period och förekommer inte bara under vikingatiden utan även under den föregående vendeltiden och den efterföljande medeltiden. Deras utbredning är mer omfattande och omfattar bland annat Sigtuna, Vallentuna, Linköping, Lund, Nyköping, Mjölby och Norrköping. Det är värt att nämna att denna förlängda tidsram och utbredda närvaro tyder på att RAK-stilen antingen var

mycket anpassningsbar eller hade ett bestående symboliskt värde som bestod genom flera perioder och över olika regioner. Dessa mönster illustrerar tillsammans hur olika runstensstilar återspeglar både tidsmässiga och regionala variationer i kulturella och konstnärliga uttryck, vilket ger insikter i det föränderliga landskapet av skandinavisk tradition.



Figur 3: (a) Tombstone Material Statistics: Trends by Time Period, Geographic Location, and Intended Purpose. (b) Ristare and korsform Statistics: Trends by Time Period, Geographic Location, and Intended Purpose.

4.1 Analys av materialdifferentiering i runstenar över tidsperioder och regioner

Den fascinerande mångfalden av runstensmaterial och deras utbredning genom historien kan ge en rik inblick i de sociokulturella och miljömässiga influenser som formar runinskrifter. För det första kan vi se i figur 3(a) att sten är det dominerande materialet som användes under hela vikingatiden, vendeltiden och medeltiden. Det återspeglar dess hållbarhet och symboliska uthållighet. Det relaterar förmodligen till rituella eller minnesändamål knutna till samhälleliga eller religiösa övertygelser. Dessutom kan vi se att stenrunan främst är koncentrerad till södra Sverige (Skåneland, Svealand, Uppsala, Gotland, Enköping, Sigtuna, Vadstena, Vallentuna och Borgholm). Det indikerar att detta material är möjligt som ett enhetligt medium för det kulturella uttrycket över en geografiskt spridd befolkning och människor som ofta delar liknande traditioner.

Under medeltiden blir trä anmärkningsvärt populärt med 2748 registrerade instanser. Ökningen kan tillskrivas både tillgängligheten och den kulturella förändringen under perioden. Trä kan till exempel vara mer tillgängligt och anpassningsbart vid den tidpunkten. Å andra sidan har Bergen och Trondheim i Norge en högre förekomst av runstenar av trä än andra platser. Denna geografiska klustring kan återspegla specifika regionala resurser eller kulturella preferenser. Användningen av runstenar av metall sticker ut som en anmärkningsvärd aspekt, även om metall fortfarande är en liten andel. Den finns främst på Gotland som är en region med en historia av handel och rikedom. Dessutom är Gotland en plats för sjöfart och handel, vilket kan ha påverkat materialvalet eftersom metall är mer lättillgängligt än i andra inlandsregioner. Å andra sidan innebär närvaron av metall från vikingatiden till medeltiden ett unikt val, som möjligen kan vara reserverat för högstatusfolket. Runstenar av metall kan till exempel symbolisera makt, rikedom.

Runstenar tillverkade av ben, horn och gips är relativt sällsynta. Materialen kan ha valts för specifika personliga, dekorativa eller någon ceremoni. Till exempel förknippas ben och horn mest med Sigtuna, Lund och Oslo. Dessa platser är kända för sin politiska eller religiösa betydelse. Medan gips främst finns på Gotland, Hässleholm och Kristianstad. Gips är lättare att tillverka jämfört med sten som kan användas som en dekorativ funktion.

Sammantaget illustrerar runstenarnas materiella val och geografiska utbredning ett fascinerande skärningspunkt mellan kulturell utbredning, resurstillgång och sociala behov. Den varaktiga användningen av sten och metall gör dem mer populära än andra material, vilket återspeglar kontinuitet i vördnad och beständighet i den stora regionen. Användningen av trä och ben innebär att människor anpassar sig till lokala resurser och potentiellt utvecklar funktioner över tid. Dessa data tyder på att det materiella mediet i sig kunde förmedla mening förutom språket. Det är värt att nämna att en träruna i Norge kan innebära en annan kulturell betydelse än en stenruna i Sverige. Valet av metall på Gotland visar på en högstatusanvändning än trä och puts. Valet av material kommer alltså att ha ett starkt inflytande på den sociala och kulturella sammanhållningen.

Slutligen studeras mångfalden av ristare och deras stilistiska preferenser i runstensristningar i figur 3(b). Man fann att över 7000 personer bidrog till skapandet av runstenar, vilket visar att människor lade ner mycket tid och energi på denna betydande kultursatsning. Dessutom indikerar det stora antalet hantverkare att snideri inte bara är ett enkelt yrke utan också indikerar en utbredd roll med gemenskap och ceremonier. Specifikt finns det 770 olika korsformer som skapades av dessa hantverkare, vilket ledde till både mångfald och kreativitet i utförandet av runsten. Under vikingatiden, med 3612 hantverkare, står för ungefär hälften av det totala antalet kända ristningar, visar att runstenar vid denna tid spelade en avgörande roll och betydelse för kulturen och historien.

Förekomsten av ristare under vikingatiden belyser en period då runinskrifterna var som störst på grund av de religiösa och sociala motiven. Och runstenar fungerar som varaktigt vittne till en person, klan eller stor händelse. Det finns cirka 558 ristare som tillverkade runstenar i RAK-stil, med koncentrationer i Mjölby, Bornholm, Norrköping och Linköping m.m. Fördelningen av ristningar i RAK-stil i dessa regioner tyder på en sammanhållen kulturell eller konstnärlig preferens för denna stil. RAK är en mer rättfram och möjligen äldre runstensstil, som kan spegla de traditionalistiska värderingarna eller äldre ristningsseder i dessa områden. Runstenar i Fp-stil är skapade av 216 ristare, som huvudsakligen finns i Enköping, Strängnäs, Eskilstuna, Norrköping och Nyköping.

Det var 427 ristare som bidrog till runstenarna i Pr4-stil, som till stor del var belägna i Uppsala, Enköping och Sigtuna. Pr4 förknippas ofta med medeltiden och uppvisar en mer genomarbetad design än RAK eller Fp, vilket kanske betecknar en mer avancerad fas i runbildningen som lutade åt stilistisk utarbetning och kunde ha representerat en unik kulturell identitet i dessa inflytelserika områden. Sammanfattningsvis pekar fördelningen av snidare och stilar på en levande tradition av snideri som inte var enhetlig utan formades av lokala influenser, resurser och kulturella prioriteringar. Pr4 kan indikera högre kulturell eller religiös status, vilket ligger i linje med Uppsalas framträdande som ett religiöst och politiskt centrum under medeltiden.

4.2 Prediktioner av tidsperioderna

Här presenteras hur vi har tvättat datan inför modelleringen och hur våra prediktioner blev.

Detta är de nya värdena, avseende Period/Datering efter att datan tvättats med Regex:

	Period_Datering	Cleaned_Period_Datering
0	V s 900-t	900
2	V efter 1050	1050
3	V efter 1050	1050
7	M s 1100-t	1100
31	Sentida 1600-t	1600
...
7365	V 800-900-t	800-900
7366	V 1000-1050	1000-1050
7367	V ca 800	800
7368	M 1115-1130	1115-1130
7373	M s 1200-t	1200

Samtliga värden (text, bokstäver, symboler, mm) förutom de numeriska har tagits bort, vilket gör att värden som avser samma tidsperiod, men skrivits på olika sätt, blir identifierade som likadana. Resultatet blev att de unika värdena minskat från 587 till 241.

Nedan ser vi de unika värdena i kolumnen "Period/Datering" efter att datan indelats i kategorier:

```
numeric_values = [  
  'folkvandringstid 160-375',  
  'högmedeltid 1150-1300',  
  'mellanvendeltid 600-700',  
  'modern tid 1500-1700',  
  'modern tid 1700-1800',  
  'modern tid 1800-1900',  
  'sen vikingatid 1050-1200',  
  'senmedeltid 1300-1500',  
  'sent folkvandringstid 375-500',  
  'sent vendeltid 700-800',  
  'tidig medeltid 1000-1150',  
  'tidig vendeltid 500-600',  
  'tidig vikingatiden 700-800',  
  'vikingatiden 800-1050',  
  'vikingatiden 800-1050'  
]
```

```
non_numeric_values = [  
  'allmän/osäker sentida',  
  'oklar/allmän vendeltid',  
  'okänd',  
  'osäker/allmän medeltida',  
  'unknown'  
]
```

Så här såg värdena ut efter att prediktionerna gjorts (exemplet visar data som tvättats med första metoden, dvs. blivit indelad i kategorier):

	Period/Datering	Predicted_Period/Datering
0	allmän/osäker sentida	vikingatiden 800-1050
1	allmän/osäker sentida	senmedeltid 1300-1500
2	allmän/osäker sentida	vikingatiden 800-1050
3	allmän/osäker sentida	vikingatiden 800-1050
4	allmän/osäker sentida	vikingatiden 800-1050
...
11666	vikingatiden 800-1050	NaN
11667	vikingatiden 800-1050	NaN
11668	vikingatiden 800-1050	NaN
11669	vikingatiden 800-1050	NaN
11670	vikingatiden 800-1050	NaN

Rader i tabellen som saknar ett numeriskt värde för kolumnen "Period/Datering" har ersatts med predikterade värden. För raderna där det finns ett numeriskt värde har givetvis inga prediktioner gjorts, utan dessa rader har utgjort träningsdatan.

Så här ser resultatet ut med modellen som visats sig bäst (RFC):

```
Totala matchningar: 6435
Korrekt matchningar (True Positives): 5745
Felaktiga matchningar (False Positives): 690
Felaktiga icke-matchningar (False Negatives): 122
Accuracy: 89.28%
Precision: 89.28%
Recall: 97.92%
F1 Score: 93.40%
```

Enligt resultaten vi fått är det totala antalet matchningar 6435, dvs. det totala antalet gånger då en matchning överhuvudtaget identifierades mellan värdena i de två kolumnerna. Av de totala matchningarna är 5745 korrekta (True Positives), dvs. rader där värdena från de två kolumnerna överensstämmer med de förväntade perioderna enligt indelningen. Felaktiga matchningar: Det finns 690 felaktiga matchningar (False Positives), dvs. rader där data felaktigt har identifierats som en matchning men där värdena egentligen inte överensstämmer. Antalet rader där en verklig matchning inte identifierades (False Negatives) är 122. Dessa är alltså "missade" korrekta matchningar.

Värdet på noggrannheten (Accuracy) ligger på 89.28%, vilket betyder att nästan 90 procent av det totala antalet matchningsförsök varit korrekta, dvs. Metoden har alltså haft en hög noggrannhet, men även en lika hög precision, vilket betyder ett fåtal felaktiga matchningar. Recall mäter hur många av de faktiska matchningarna som identifierades korrekt. Ett värde på nästan 98% avseende träffsäkerheten (Recall) betyder att metoden är mycket känslig för att upptäcka faktiska matchningar, även om det innebär att en del felaktiga identifieras som matchningar. F1-värdet är en balanserad kombination av precision och recall och indikerar metodens generella tillförlitlighet. Här är värdet 93.4%, vilket innebär att metoden överlag är mycket pålitlig för att upptäcka korrekta matchningar och undvika felaktiga.

OBS! När vi jämförde våra predikterade perioder med perioderna då enskilda ristare varit verksamma visade det sig att modellen presterar mycket bra på majoritetsklasserna (d.v.s. ristarna som förekommer i många instanser) men kämpar med minoritetsklasserna (d.v.s. ristarna som

förekommer i få, ofta bara 1 instans). Detta kan man se i Appendix B, där det framgår att instanser som förekommer ett fåtal gånger oftare matchades felaktigt.

Man kan säga att om man får en hög noggrannhet efter att ha rensat och justerat data med två olika metoder förbättras studiens validitet då vi kan göra mer tillförlitliga jämförelser, vilket säkerställer att data inte förvrängs på grund av formateringsinkonsekvenser eller matchningsfel. Trots detta kan vi inte med någon säkerhet uttala oss om våra predikterade tidsperioder stämmer eftersom vi inte har något facit att titta i. Att tillämpa flera datarensningssmetoder och skapa uppdaterade kolumner för (fastställda och predikterade) tidsperioder visar dock ett grundligt tillvägagångssätt för dataförberedelse, vilket ökar förtroendet för studiens resultat och slutsatser.

5 Slutsatser

Utvecklingen av runstenens syften, material och ristningsstilar avslöjar hur svenska och norska samhällen balanserade tradition och religion med anpassningsförmåga. Materialvalen speglade både ceremoniella behov och symboliska betydelser, medan mångfalden av sniderstilar över hela Sverige visar på kulturella prioriteringar och förändrade influenser över tid. Sammantaget framhäver dessa egenskaper runstenar som rika kulturella artefakter som representerar regionala identiteter, sociala värden och arvet från forntida samhällen.

1. Vad finns det för betydande skillnader mellan runinskrifterna för att möjliggöra klassificering i olika tidsperioder?

Från resultaten kan vi se t.ex. att gravstenar upplevde en betydande ökning i användning under vikingatiden och medeltiden. En viss stil som slutar med djurhuvuden sedda i profil är typisk för perioden c. 1010/1015 till c. 1040/1050. Vidare visar analysen bl.a. att runstenar av KB-typ endast förekommer under vikingatiden, ca 1060/1070 och varade till ca 1100. Under medeltiden blir trä anmärkningsvärt populärt med 2748 registrerade instanser. Information om ristarens identitet är också till nytta. Det var t.ex. 427 ristare som bidrog till runstenarna i Pr4-stil, som förknippas ofta med medeltiden och uppvisar en mer genomarbetad design än andra samtida stilar, vilket är en vägledning vid bestämning av tidsperiod.

2. Går det att kontrollera dateringen genom kartstudie av olika sekvenser av ristningar och deras geografiska spridning?

Ja, studien visar att det finns en utveckling i runstenskonsten över tid. Olika stilar, som RAK, Pr3, Pr4 och KB, är förknippade med specifika tidsperioder. Genom att kartlägga förekomsten av olika stilar i olika regioner kan man få en bild av hur dessa stilar spridit sig och förändrats över tid. Om en runsten t.ex. har inslag av både en tidigare och en senare stil kan man dra slutsatsen att den tillhör en övergångsperiod. Datering av runstenar bör dock inte enbart baseras på stilistiska och geografiska faktorer, utan även faktorer som t.ex. språkliga drag, lokala traditioner och arkeologiska sammanhang.

3. Är det möjligt att fullfölja dateringen av runstenarna genom en annan strategi än den visuella observationen av individuella stildrag eller tillsammans med den?

Det är möjligt att fullfölja dateringen av runstenarna genom att förbehandla och modellera datan för att prediktera perioder där information om tid saknas, baserat på information om runstenarna där årtal/period funnits angivna. Däremot kan vi inte med säkerhet uttala oss om våra predikterade tidsperioder stämmer eftersom vi inte har några bevis som skulle kunna bekräfta våra resultat. Att de predikterade tidsperioderna i hög grad stämmer överens med ristarnas ungefärliga livstid kan tyda på att vi åtminstone är på rätt spår.

Avslutningsvis visar resultaten att vår metod varit effektiv för att identifiera rätt matchningar, med hög recall och precision, vilket ger ett balanserat och högt F1-score. Det betyder att metoden varit bra på att både upptäcka matchningar och minska falska matchningar, vilket ökar trovärdigheten och pålitligheten i studien. För att förbättra resultatet ytterligare kan man försöka minska antalet false positives och false negatives, exempelvis genom att finjustera periodmappningen och överväga fler eller stramare kriterier för matchningarna. Detta för att försöka fånga upp även minoritetsklasserna.

6 Självutvärdering

1. Utmaningar du haft under arbetet samt hur du hanterat dem.

Den största utmaningen har varit att få fram metoder för att prediktera datavärden som saknas i databasen, vilket är förståeligt då många uppgifter om runstenarna saknas. Tillsammans med en teamkollega har jag brainstormat och provat olika sätt att angripa problemet, vilket resulterade i två olika metoder som vi tillämpade och därefter jämförde resultaten. Det hela understryker vikten av att registrera alla uppgifter så utförligt och noggrant som möjligt när man bygger upp en databas, samt att skriva saker som avser samma objekt på samma sätt så att de blir identifierade som samma objekt.

2. Vilket betyg du anser att du skall ha och varför.

Jag har deltagit i att identifiera och förbereda data för modellering, skapa lämpliga modeller för att analysera data, samt implementerat agil metodik i det praktiska arbetet. Utöver det har jag kritiskt granskat dataanalysen, motiverat valet av metoder, samt utvärderat det agila arbetet i gruppen. Därför tycker jag att jag skall ha betyget Väl godkänt.

3. Något du vill lyfta fram till Antonio?

Roligt att vi fick mycket frihet att själva bestämma ämnet för projektet samt hur lägga upp det praktiska arbetet.

Appendix A

DATAN INDELAD I KATEGORIER (ETT URKLIPP)

'Folkvandringstid 160–375'

```
early_migration_period = [  
  'u 160-210/220 (imer 2007)',  
  'u 160-250/260 (imer 2007)',  
  'u 160-310/320 (imer 2007)',  
  'u 160-375/400 (imer 2007)',  
  'u 210/220-250/260',  
  'u 210/220-250/260 (imer 2007)',  
  'u 210/220-310/320 (imer 2007)',  
  'u 210/220-375 (imer 2007)',  
  'u 160-520/530 (imer 2007)',  
  'u 160-560/570 (imer 2007)',  
  'u 210/220-375/400',  
  'u 250/260-310/320 (imer 2007)',  
  'u 310/320-375/400 (imer 2007)',  
  'u ca 160 (imer 2007)',  
  'u ca 200-400'  
]
```

'Tidig vendeltid 500–600'

```
early_vendel_period = [  
  'u 500-t',  
  'u 500-t (thuesen)',  
  'u 520/530-560/570 (imer 2007)',  
  'u 520/530-700 (imer 2007)',  
  'u 525-560/570 (imer 2007)',  
  'u 560/570-600 (imer 2007)',  
  'u ca 650 - ca 700'  
]
```

... ..

'Vikingatiden 800–1050'

```
unclear_viking_age = [  
  'v efter-jelling(?)',  
  'v jelling(?)',  
  'v jelling el. efter-jelling',  
  'v kristen efter-jelling',  
  'v oornrad',  
  'v periode 3.2',  
  'v ev. sen efterbildning av runsten',  
  'v? sen vikingatid el. tidig medeltid',  
  'v för-jelling',  
  'v helnæs-gørlev',  
  'v inte före 915/920',  
  'v jelling',  
  'v jelling el. kristen efter-jelling',  
  'v jelling/efter-jelling'  
]
```

```

def categorize_period(period):

    if period in early_migration_period:
        return 'Folkvandringstid 160–375'
    elif period in late_migration_to_early_vendel:
        return 'Sent folkvandringstid 375–500'

    elif period in early_vendel_period:
        return 'Tidig vendeltid 500–600'
    elif period in mid_vendel_period:
        return 'Mellanvendeltid 600–700'
    elif period in late_vendel_to_viking:
        return 'Sent vendeltid 700–800'
    elif period in unclear_vendel_period:
        return 'Vendeltiden 550–800'
    elif period in early_medieval:
        return 'Tidig medeltid 1000–1150'
    elif period in high_medieval:
        return 'Högmedeltid 1150–1300'
    elif period in late_medieval:
        return 'Senmedeltid 1300–1500'
    elif period == 'm' or period in general_medieval:
        return 'Medeltiden 1050–1520'

    elif period in early_modern_period:
        return 'Tidiga nya tiden 1500–1700'
    elif period in eighteenth_century:
        return 'Upplysningstiden 1700–1800'
    elif period in nineteenth_twentieth_century:
        return 'Industrialiseringen 1800–1900'
    elif period in general_sentida:
        return 'Modern tid 1500-nutid'

    elif period in early_viking_age:
        return 'Tidig vikingatiden 700-800'
    elif period in viking_age:
        return 'Vikingatiden 800-1050'
    elif period in late_viking_age_to_early_medieval_period:
        return 'Sen vikingatid 1050-1200'
    elif period in unclear_viking_age:
        return 'Vikingatiden 800–1050'
    elif period in ['v', 'V (?)', 'v (?)', 'v?']:
        return 'Vikingatiden 800–1050'
    elif period == '?' or period == 'v/m eller sentida?':
        return 'Okänd'

    else:
        return period

```

Appendix B

Ristare	Period/Datering	Predicted_Period/ Dating_df1	Predicted_Period/ Dating_df2
Bero	V	högmedeltid 1150–1300	1200
Johan i Brunna (S)	V	högmedeltid 1150–1300	375
Ole <lupar> (S)	V	högmedeltid 1150–1300	160-375
Sigraiv (A)	V	högmedeltid 1150–1300	375
Audvald göte(?) (S)	V	högmedeltid 1150–1300	375
Sigraiv (S), har gjort	V	högmedeltid 1150–1300	1000
Ofeg (S)	M	tidig medeltid 1000–1150	375
Hägvald	V	högmedeltid 1150–1300	1000
Jakob Rød	V	högmedeltid 1150–1300	375
Adam van Düren	V	modern tid 1500–1700	1050-1150
Jakob Rød	V	högmedeltid 1150–1300	1000
Jakob Rød	V	högmedeltid 1150–1300	900
Sigraiv (S), har även gjort G 69	V	högmedeltid 1150–1300	375
Josef (S)	V	högmedeltid 1150–1300	375
Hreiðarr som signerat 191?	V	högmedeltid 1150–1300	375
Hlíf (S)	V	högmedeltid 1150–1300	1000
Samma ristare som IM MM145	V	högmedeltid 1150–1300	160-560
Likraiv (S)	V	sen vikingatid 1050-1200	160-375
Haqvinus	V	senmedeltid 1300–1500	160-375
Haqvinus	V	senmedeltid 1300–1500	160-375
...
Samma som gjort U 124.		vikingatiden 800-1050	1000
Drosboe (A) ? [Stille 1999b:205]		vikingatiden 800-1050	1000
Drosboe (A) (Mindre troligt efter		vikingatiden 800-1050	1000
Gunnar (A)		vikingatiden 800-1050	1000
Gunnar (A)		vikingatiden 800-1050	1000
Torbjörn skald (A) [Källström 1999:56		vikingatiden 800-1050	1000
Samma som gjort U 323 och U 518		vikingatiden 800-1050	1000
Åsmund (A); Torbjörn skald (A);		vikingatiden 800-1050	1000
Öpir 1 (A) [tveksamt, Åhlén 1997]		vikingatiden 800-1050	1000
Gunnar (A)		vikingatiden 800-1050	1000
Ödbjörn (A) enligt Brate, ej troligt;		vikingatiden 800-1050	1000
Balle (A)		vikingatiden 800-1050	1000
Alrik (A); Äskil 2 (A)		vikingatiden 800-1050	1000
Samma som gjort U 1146.		vikingatiden 800-1050	1000
Samma som gjort U 1050 och 1060		vikingatiden 800-1050	1000
Nase (S); Kättil 4 (S)		vikingatiden 800-1050	1000
Sven 5 (S) och Åsmund (S)		vikingatiden 800-1050	1000
Eventuellt samma som gjort U 1138		vikingatiden 800-1050	1000
Snare (S)		vikingatiden 800-1050	1000
Fot 2 (A); Torgöt Fotsarve (A)		vikingatiden 800-1050	1000

Källförteckning

Bajallan, R. (2022). *A comparative evaluation of machine learning models for engagement classification during presentations*. Stockholm: KTH.

<https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1732944/FULLTEXT01.pdf>

Coursera (2023). *What Is GitHub and Why Should You Use It?*

<https://www.coursera.org/articles/what-is-git>

Géron, A. (2019). *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow; concepts, tools, and techniques to build intelligent systems*. Sebastopol: O'Reilly.

James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R. (2021). *An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R*. Switzerland: Springer. <https://link.springer.com/book/10.1007/978-1-4614-7138-7>

Narkhede, S. (2018). I: *Towards Data Science: Understanding Confusion Matrix*.

<https://towardsdatascience.com/understanding-confusion-matrix-a9ad42dcfd62>

Sharma, A. (2024). I: *Analytics Vidhya: Random Forest vs Decision Tree - Which is Right for You?*

<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/05/decision-tree-vs-random-forest-algorithm/#:~:text=A%20decision%20tree%20is%20more,%2C%20healthcare%2C%20and%20deep%20learning.>

Shukla, P. (2024). I: *Analytics Vidhya: Naive Bayes Algorithms: A Complete Guide for Beginners*.

<https://www.analyticsvidhya.com/blog/2023/01/naive-bayes-algorithms-a-complete-guide-for-beginners/>

Thoeming, A. (2013). *“Here shall these stones stand, reddened with runes. Exploring interconnectivity and similarity in the rune stones of 10th-12th century Sweden*, University of Sydney.

Wikipedia. (2023). *Runestone styles*. https://en.wikipedia.org/wiki/Runestone_styles