

Analiza demodulacije qpsk signala u slučaju kanala sa abgš, greške sinhronizacije faze i uticaja multi-path kanala – primena machine learning tehnika naïve bayes, support vector machine

Mateja Stojković, Nikola Drakulić

Avgust 2023

1 Uvod

1.1 Naivni Bayesov klasifikator

Ideja je iskoristiti Bayesov teorem za klasifikaciju. Bayesov teorem je data sa:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (1)$$

Gde je A događaj za koji želimo da znamo koja je verovatnoća da se desi ukoliko znamo da se desio događaj B . Ovu formulu prilagođavamo QPSK klasifikaciji tako što su mogući događaji:

$$S \in \{S_1, S_2, S_3, S_4\} \quad (2)$$

Poznati događaj je izmerena faza I i kvadratura Q . Modelujemo verovatnoću da se desio neki izmereni događaj pomoću Gausove raspodele:

$$f_{Q,S_i}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{Q,S_i}^2}} e^{-\frac{(x-\mu_{Q,S_i})^2}{2\sigma_{Q,S_i}^2}}; f_{I,S_i}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{I,S_i}^2}} e^{-\frac{(x-\mu_{I,S_i})^2}{2\sigma_{I,S_i}^2}} \quad (3)$$

Kako su merenja faze i kvadrature nezavisna zaključujemo da je konačna formula:

$$P(B|S_i) = P(x, y|S_i) = P(x|S_i)P(y|S_i) = f_{I,S_i}(x)f_{Q,S_i}(y) \quad (4)$$

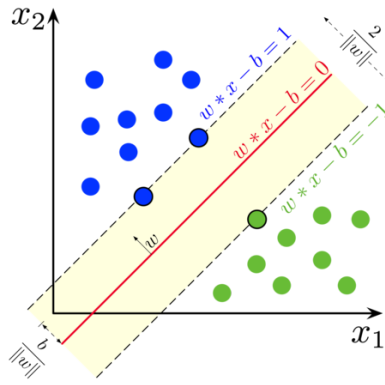
Parametre σ_{I,S_i}^2 i μ_{I,S_i} računamo nad trening podacima:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n; \quad \sigma = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu)^2 \quad (5)$$

Napomena je da kako je $P(B)$ konsta koja nije vezana za određeni simbol nju nije potrebno računati. Tako da je jedina još neophodna informacija $P(S_i)$ koju možemo da izračunamo iz trening skupa podataka.

1.2 Support Vector Machine

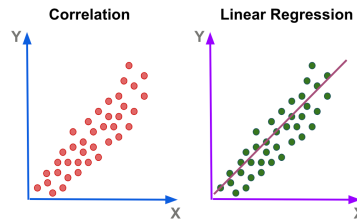
Osnovna ideja SVM-a (Support Vector Machine) je da se nađe hiper-ravan koja najbolje razdvaja podatke u prostoru. Za QPSK imamo 4 simbola, pa je potrebno imati 2 klasifikatora koje klasifikuju podatke, jedan klasifikator za komponentu u fazi (I) i komponentu u kvadraturi (Q). Posto SVM može koristiti različite matematičke funkcije (kernele) kako bi transformisao podatke, mi smo koristili linearni kernel, jer je on sasvim dovoljan za posao koji radimo i daje dobre rezultate. Kada se pronadju parametri koji najbolje razdvajaju podatke, oni se onda koriste za klasifikaciju novih podataka. (pogledati sliku 1)



Slika 1: Vizualizacija rada SVM odlucivanja

1.3 Linear Regression

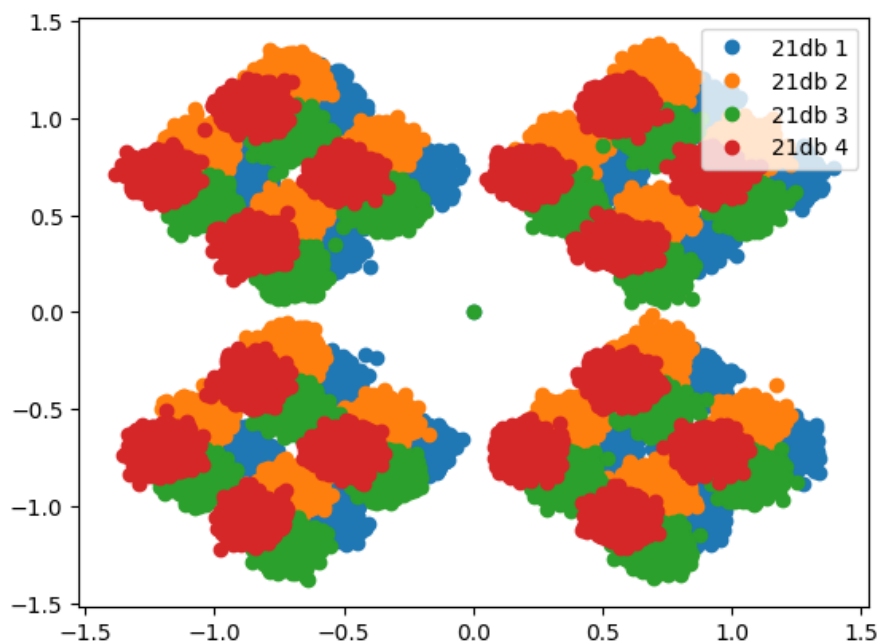
Ideja iza korišćenja Linearne regresije jeste da podatke koji imaju neku korelaciju, znatno bolje klasifikujemo nego što bi to uradili koristeći SVM ili Naivni Bayesov klasifikator. Takođe korišćenjem linearne regresije možemo da procenimo parametre multipath kanala. To jest koliko će koji simbol uticati na detektovani simbol.



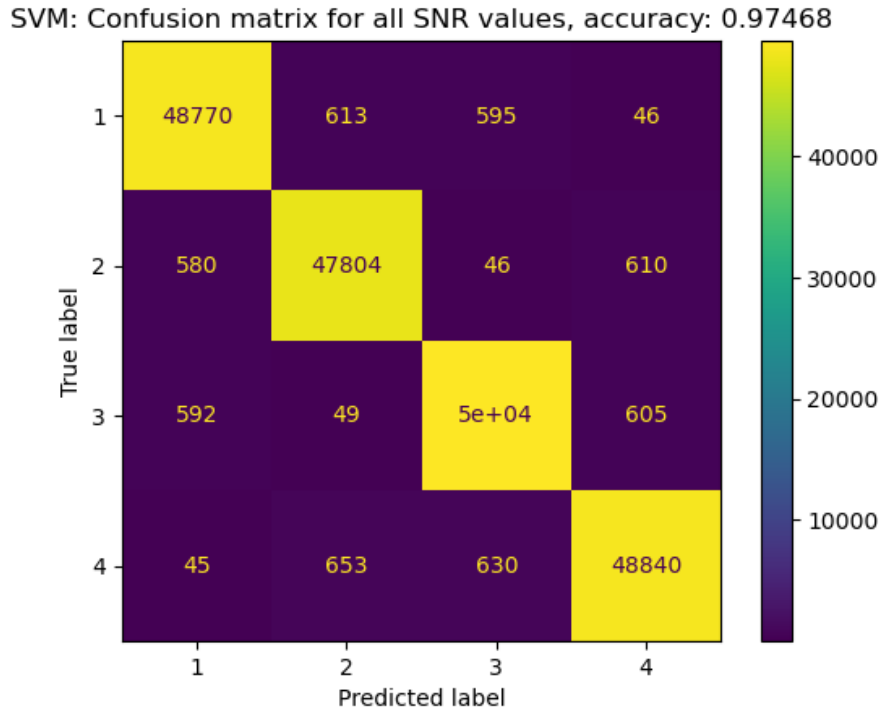
Slika 2: Vizualizacija rada Linearne regresije

1.4 Multipath kanal

Multipath kanal je kanal u kome postoji više mogućih puteva između predajnika i prijemnika. U tom slučaju kada prijemnik čita simbol P_i zajedno sa njim se interferiraju i simboli $P_{i-1}, P_{i-2}, P_{i-3}, \dots$. Na Slici 3 se jasno može videti kako odbirci nisu grupisani po simbolima već oni zavise od prethodnih simbola, te klasični algoritmi klasifikacije kao i SVM i NB neće raditi dobro.



Slika 3: Vizualizacija očitanih odbiraka za multipath kanal



Slika 4: Kofuziona matrica primenom metode klasičnog odlučivanja.

2 Metod

U prvom trening setu koristimo po 20000 merenja za svaki od 8 datih SNR odnosa. Dati SNR odnosi su $0dB$, $3dB$, $6dB$, $9dB$, $12dB$, $15dB$, $18dB$, $21dB$. U drugom trening setu koristimo 4 različite SNR vrednosti ($3dB$, $6dB$, $9dB$, $12dB$). U trećem trening setu imamo podatke sa multipath kanala. Ti podaci podrazumevaju trenutni i dva prethodna merenja, a tačna simbol takvog podatka je simbol trenutnog merenja.

3 Rezultati

Posmatraćemo rezultate za tri metode: Naivni Bayesov klasifikator, SVM i klasične metode. Možemo primećiti da su rezultati za SVM i Naivni Bayesov klasifikator slični, dok su rezultati za klasične metode malo lošiji. Po našem mišljenju, upotreba SVM-a i Naivnog Bayesovog klasifikatora nije opravdana, jer ne daju dovoljno dobre rezultate u odnosu na klasične metode.

3.1 Fazni offset rezultati

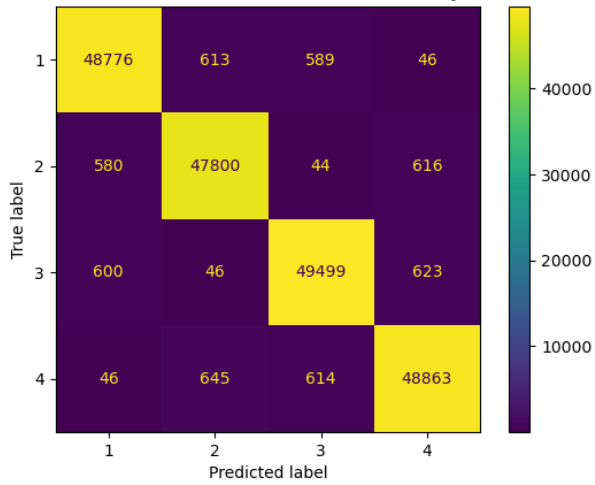
Hipoteza je, da ako imamo fazni offset koji je značajan, klasične metode odlučivanja biti lošije, dok će skoro sve metode mašinskog učenja koje koristimo (SVM, NB) biti mnogo bolje. Razlog leži u tome što se simboli približavaju pragu odlučivanja, i onda se povećava greska, dok se kod metoda masinskog učenja mogu zaključiti pragovi za fazni offset za specifičan kanal. Na slikama možemo primetiti da napredak nije značajan primenom mašinskog učenja, što nam govori da je fazni offset koji je dat u našem datasetu dovoljno mali da ne pogoršava klasične metode. (pogledati slike faznog offseta rezultati)

3.2 Multipath rezultati

Na Slici ??, možemo da vidimo metode klasičnog odlučivanja i naivni Bajasov klasifikator. Možemo da primetimo da u ovakvom problemu ni klasičan ni naivni Bajasov klasifikator uspešno ne rešavaju problem i da su malo precizniji od nasumičnog biranja simbola. To je očekivano jer kao što se smo primetili na Slici 3. isti simboli nisu lepo grupisani.

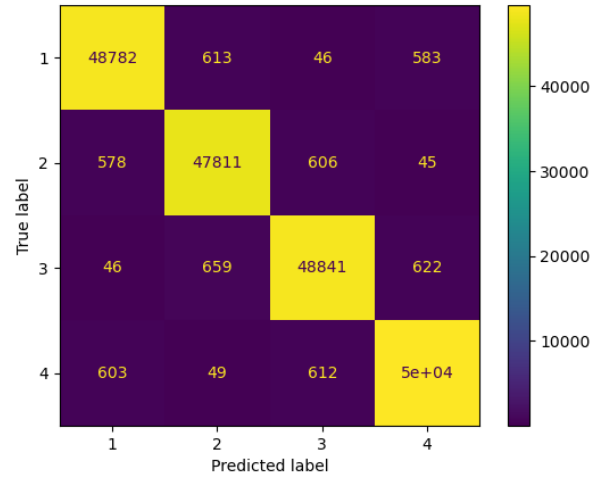
Rezultati korišćenjem linearne regresije dobijamo rezultate na slici 9. Primećujemo da je preciznost 94% blizu preciznosti kada klasifikujemo običan QPSK kanal sa samo šumom. Time zaključujemo da je linearna klasifikacija dobro rešila ovaj problem. Matrica S_{real} u (6) su parametri linearne regresije za realan deo simbola koji predviđamo. Gde je po kolonama vidimo koeficijente za simbol S_i, S_{i-1}, S_{i-2} . Analogno važi i za matri-

NB: Confusion matrix for all SNR values, accuracy: 0.97469



(a) Konfuziona matrica primenom Naivnog Bajasovog klasifikatora

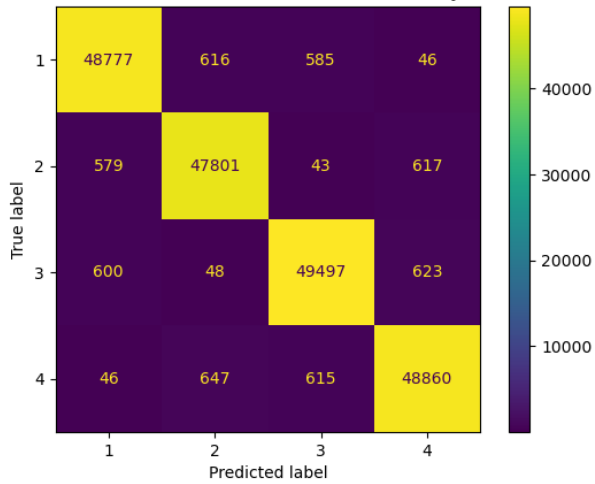
SVM: Confusion matrix for all SNR values, accuracy: 0.97469



(b) Konfuziona matrica primenom Support vector machine klasifikatora

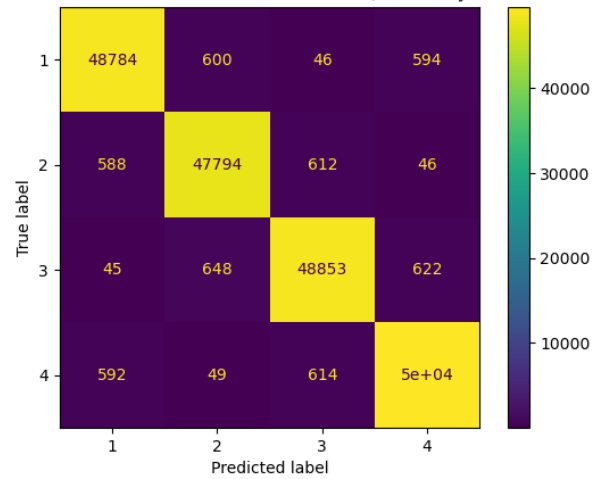
Slika 5: Konfuzione matrice obučavane nad svim SNR odnosima

NB: Confusion matrix for all SNR values, accuracy: 0.97468



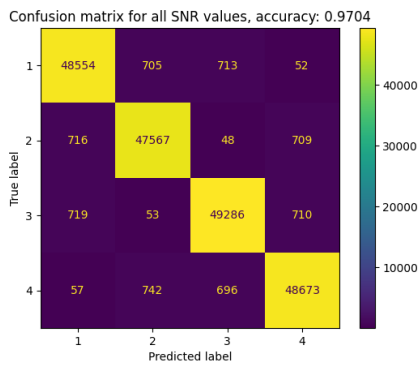
(a) Konfuziona matrica primenom Naivnog Bajasovog klasifikatora

SVM: Confusion matrix for all SNR values, accuracy: 0.97472

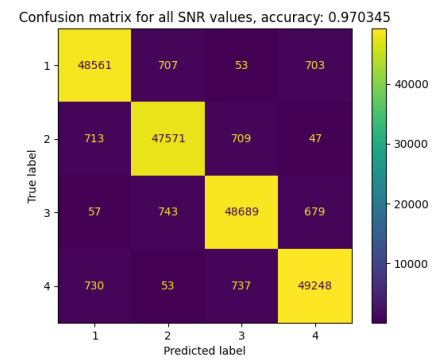


(b) Konfuziona matrica primenom Support vector machine klasifikatora

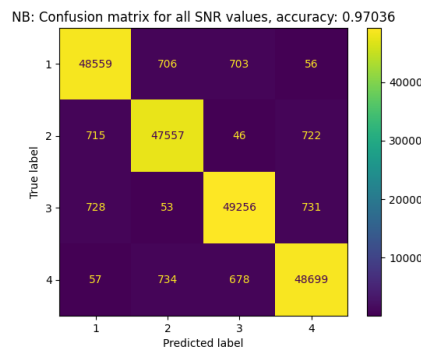
Slika 6: Konfuzione matrice obučavane nad pola SNR odnosa



(a) Konfuziona matrica primenom klasičnog odlucivanja

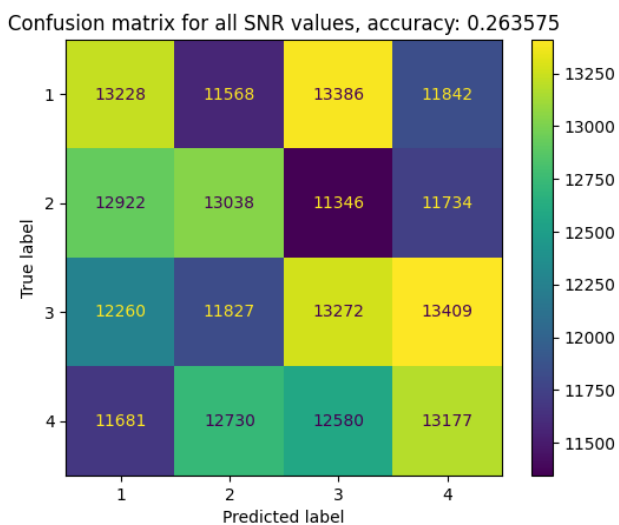


(b) Konfuziona matrica primenom Support vector machine klasifikatora

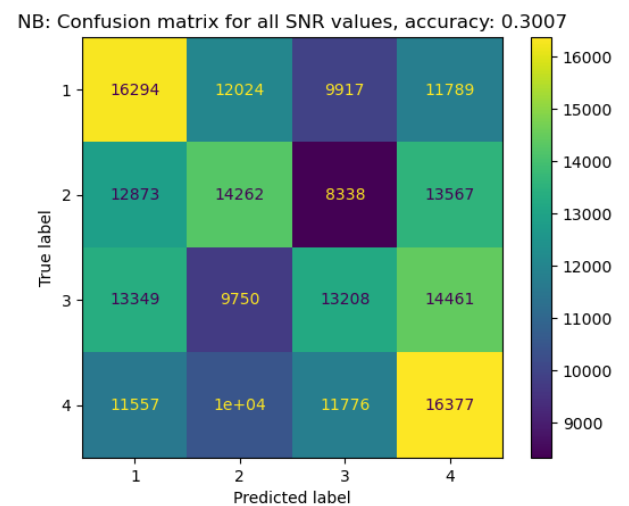


(c) Konfuziona matrica primenom Naivnog bayes-a

Slika 7: Konfuzione matrice obucavane nad simbolima sa Faznim offsetom sa svim SNR vrednostima



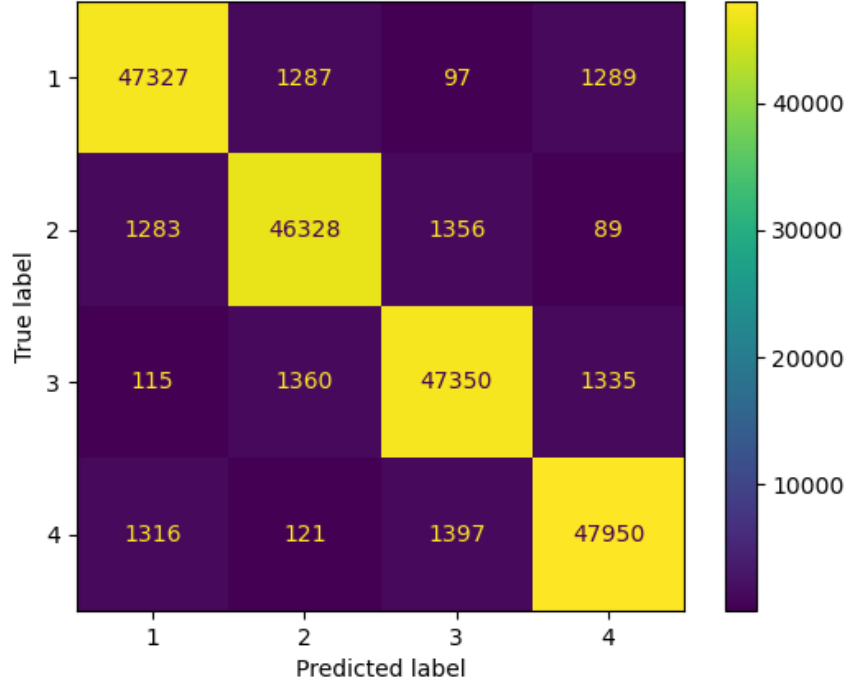
(a) Konfuziona matrica primenom klasičnog klasifikatora



(b) Konfuziona matrica primenom Naivnog Ba-jasovog klasifikator

Slika 8: Konfuzione matrice obucavane nad multipath kanalom za sve odnose SNR-a sa samo trenutnim odbirkom

LR: Confusion matrix for all SNR values, accuracy: 0.94478



Slika 9: Kofuzionna matrica primenom metode klasičnog odlučivanja.

cu S_{imag} . Možemo da primetimo da za realna deo uzorka najviše utiče trenutni primljeni simbol. Slinčno za imaginarni deo ose najviše utiče imaginarni deo trenutnog simbola.

$$S_{real} = \begin{bmatrix} 0.77210006 & 0.01125583 \\ 0.02260613 & 0.03071452 \\ 0.01552102 & -0.01254852 \end{bmatrix}; \quad S_{imag} = \begin{bmatrix} -0.01234814 & 0.7724353 \\ -0.03313452 & 0.0234395 \\ 0.01343291 & 0.01798068 \end{bmatrix} \quad (6)$$

4 Zaključak

Nad običnim podacima klasičan klasifikator već postiže jako dobre rezultate i kako je gausov šum potpuno nekorelisan SVM i NB ne mogu da postigunu bolje rezultate od klasičnih metoda.

U slučaju kanala sa faznom greškom, kako je fazna greška bila relativno mala, klasičan klasifikator idalje je davao skoro savršene rezultate pa nije mogla da se vidi velika razlika umesto metoda SVM i NB.

Na primeru multipath kanal možemo da vidimo najveći potencijal modela za mašinsko učenje. Jer linearna regresija može za nas da zaključi parametre sistema koje bi usuprotnom teško mogli da zaključimo ili izmerimo.