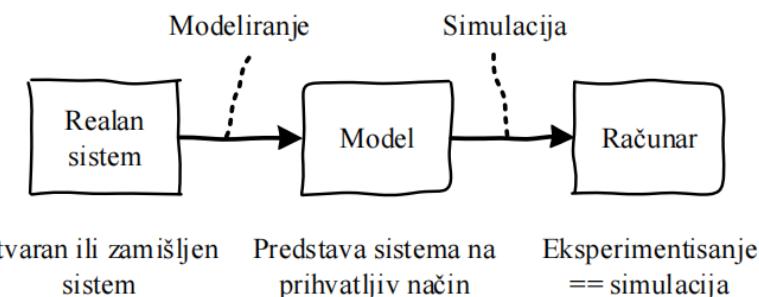


# ISPITNA PITANJA

## Modelovanje i simulacija sistema

### 1. Osnovni pojmovi modeliranja i simulacije. Model i teorija.

1.1 Koji su glavni elementi? Nacrtati crtež.



1.2 Šta je modelovanje?

Proces pravljenja modela na osnovu realnog sistema.

1.3 Šta je model?

- *Pogodan način predstavljanja ukupnog čovekovog iskustva i njegovog načina razmišljanja o sistemu koji istražuje*

Logicka zamena realnog sistema.

Pravi se procesom modelovanja.

Predstavlja deo realnog sveta, neki vec postojeci realni sistem ili zamisljeni sistem,

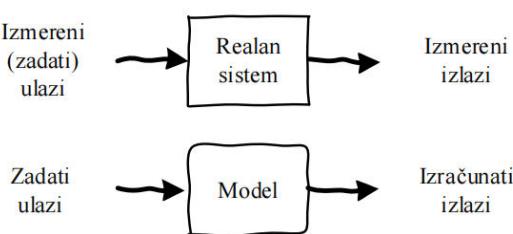
1.4 Šta je eksperimentalni okvir?

---

Eksperimentalni okvir su pretpostavke koje uvodimo kod modelovanja sistema da ograničimo/suzimo posmatranje ponašanja sistema.

---

1.5 Slika model i realan sistem.



### 1.6 Šta je simulacija?

Simulacija je oponasanje funkcionisanja realnog sistema.

Realni sistem može biti stvaran ili fiktivan.

Simulacijom postizemo da ne vrsimo skupe/zahtevne/opasne eksperimente na RS.

Određuje ponasanje sistema na osnovu poznatih ulaza i promenljivih stanja.

### 1.7 Šta je studija simulacije?

Skup eksperimenata

Studija simulacije su dokumentovani i povezani rezultati simulacija i njihova analiza.

### 1.8 Šta je računarska simulacija?

Određivanje ponasanja sistema koje se vrši digitalno - racunarski.

Predstavlja softver/program kojim se oponasa RS.

### 1.9 Zašto model ne može bez teorije?

Da bi model postojao, potrebno je razumevanje RS i poznavanje teorije.

Najčešće je nepotrebno kreirati novu teoriju, obično se koriste već poznati zakoni (fizike).

Teorija :

- objasnjava ponasanje RS
- povezuje RS i model
- predviđa izlaze
- povezuje posledicu i uzrok.

## 2. Faze modelovanja i simulacije. Neformalan i formalan opis modela.

### 2.1 Koraci.

1. Razumevanje RS i vršenje merenja
2. Formiranje teorije
3. Formiranje neformalnog modela
4. Razrada u formalan model
5. Izgradnja simulacionog modela
6. Verifikacija i testiranje modela
7. Simulacija u uzem smislu
8. Analiza rezultata i dokumentacija

### 2.2 Bazni model.

Idealan ali nerealan model. Model koji se u potpunosti poklapa sa RS.

### 2.3 Eksperimentalni okvir.

Okvir u kom posmatramo ponasanje sistema. Ogranicenja u odnosu na koja formiramo model.

Eksperimentalni okvir su prepostavke koje uvodimo kod modelovanja sistema da ograničimo/suzimo posmatranje ponašanja sistema.

### 2.4 Objasniti iterativni postupak.

Formiranje neformalnog, razrada u formalni model i izgradnja simulacionog modela su iterativni.

Iterativni postupak postepeno uključuje dodatna ponasanja modela na osnovu kog se model menja i doradjuje.

### 2.5 Šta uvodi neformalan, a šta formalan model?

Neformalan: objekte, opisne promenljive i pravila ponasanja i interakcije objekata.

Formalan: nove komponente, nove opisne promenljive, pridružuju se parametri.

### 2.6 Loše osobine neformalnog.

Nekompletan, nejasan, nekonzistentan.

### 2.7 Zašto su potrebni formalan i neformalan model?

Neformalan - treba da odrzava sustinu prirode posmatranog sistema, daje glavna desavanja u sistemu.

Formalan - neophodan za uspesnost simulacije.

### 2.8 Šta sadrži neformalan model?

Sadrži osnovne pojmove o modelu - neformalan opis.

### 2.9 Zašto je modelovanje iterativan proces?

Jer se iterativno vrse korekcije modela kako bi na kraju nastao upotrebljiv model.

### **3. Klasifikacije modela.**

3.1 Po kojim osobinama možemo da podelimo model?

- Brojne su – razni kriterijumi se odnose na:
  - Prirodu promenljivih i opsege vrednosti
  - Opseg vrednosti vremena
  - Vremensku zavisnost modela
  - Determinizam
  - Linearnost
  - Formalan opis modela
  - “Opipljivost” modela
  - Stanje ravnoteže
  - ...

3.2 Kakve funkcije prenosa mogu da budu?

Vremenski kontinualna i vremenski diskretna funkcija prenosa.

3.3 Šta je stohastički model?

Stohastički model sadrži slučajne promenljive cije su vrednosti slučajno generisane.

Koriste se kada ne znamo tacno da definisemo ponasanje sistema.

Dovoljna je samo jedna slučajna promenljiva da bi model bio stohastički.

Kada izlaz nije uvek isti za iste ulaze.

3.4 Šta je kvazi statički (kvazi dinamički) model?

Staticki model koji se vremenom menja.

3.5 Kako možemo da ispitamo valjanost kod stohastičkog?

Mora se sprovesti niz eksperimenata sa istim istim vrednostima na ulazima.

Puno puta ponoviti eksperiment i na kraju obraditi rezultate statisticki.

3.6 Dinamički model.

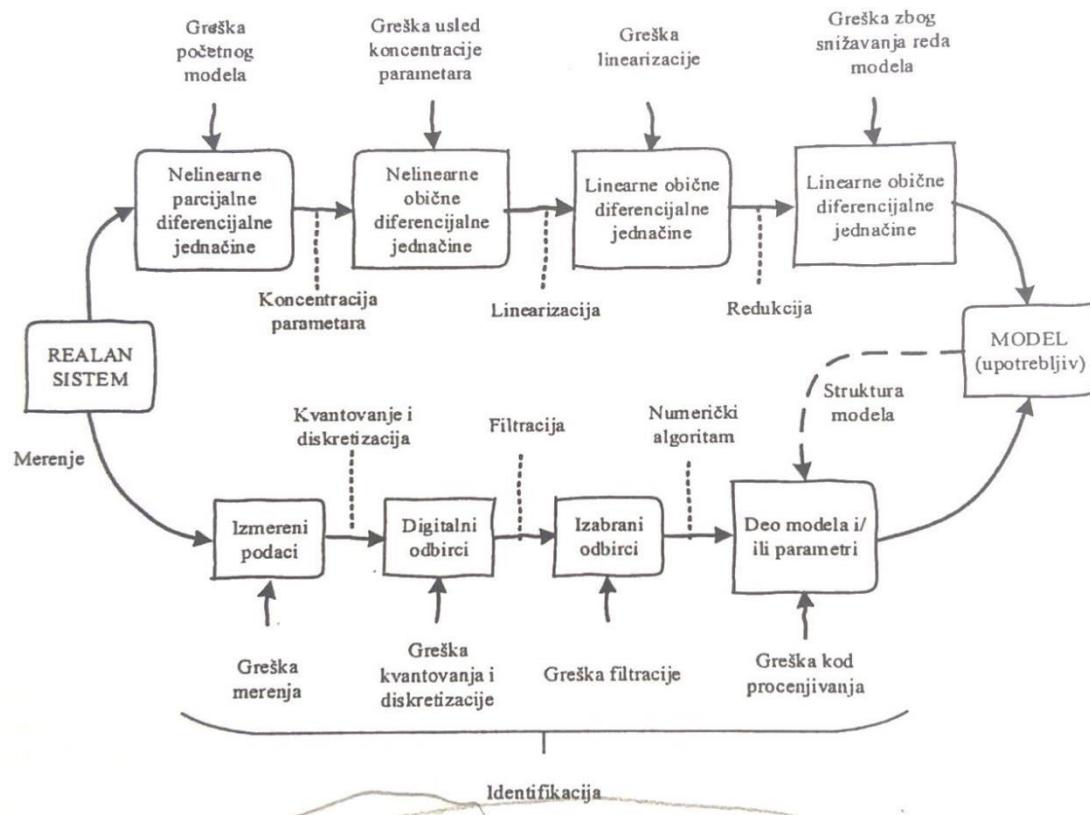
Dinamicki model se menja vremenom.

Opisuje se diferencijalnim jednacinama.

Vreme se moze menjati kontinualno ili skokovito.

#### 4. Primer procesa dobijanja matematičkog modela. Pojednostavljenje modela.

4.1 Blok šema sa obe grane opisati postupak. Koji je lakši a koji teži? Da li je redosled bitan?



Redosled nije bitan.

Tezi je postupak identifikacije ali i model precizniji.

Da li je?

4.2 Koji se koraci mogu izostaviti?

Ne moraju se izvrstiti sve transformacije.

Na osnovu teorije se odmah mogu pisati jednacine.

Filtriranje i redukcija. Da li?

4.3 Kako se pojednostavljuje model?

- Odbacivanjem delova modela (snizavanje reda jednacina)
- Pojednostavljinjanje pravila interakcije (izbacivanje - smanjenje uslova)
- Grupisanje komponenti u vece celine (koncentracija parametara)
- Uvodjenje slučajnih promenljivih

4.4 Koji je model najprostiji, a koji najtačniji?

Grubi model je najprostiji.

Bazni model je najtačniji ali nerealan.

#### 4.5 Gde koristimo izmerene podatke?

Kod procesa identifikacije.

Kvantovanjem i diskretizacijom ih prevodimo u brojne vrednosti

#### 4.6 Opisati analitičko i numeričko dobijanje modela.

Analitische metode koriste deduktivne metode matematičke analize za dobijanje formule u koju se mogu uvrstavati različite vrednosti ulaza i promenljivih stanja.

Numeričke metode podrazumevaju pisanje programa za digitalni računar kao i njegovo izvršavanje nad skupom datih ulaznih podataka.

#### 4.7 Napisati model sa ulazom $u$ , izlazom $y$ i $a$ kao parametar.

$$y^n + a_{n-1}y^{n-1}(t) + \dots + a_2\ddot{y}(t) + a_1\dot{y}(t) + a_0y(t) = a_mu^m(t) + \dots + a_0u(t)$$

$$n \geq m$$

### 5. Verifikacija i valjanost modela. Stepeni podudaranja modela.

#### 5.1 Šta je bazni model?

Bazni model je idealan ali nerealan model. Predstavlja potpuno poklapanje sa RS.

#### 5.2 Šta je eksperimentalni okvir?

Eksperimentalni okvir su pretpostavke koje uvodimo kod modelovanja sistema da ograničimo/suzimo posmatranje ponašanja sistema.

Eksperimentalni okvir su pretpostavke koje uvodimo kod modelovanja sistema da ograničimo/suzimo posmatranje ponašanja sistema.

#### 5.3 Formula valjanosti modela.

Porede se izlazi modela i realnog sistema sa ciljem da  $J$  bude dopustivo malo.

$$J = \sum_{\substack{\text{po svim} \\ \text{slučajevima } (i)}} \sum_{\substack{\text{po svim} \\ \text{izlazima } (k)}} \|y_{i,k} - d_{i,k}\|$$

$y$  - izmereni izlazi RS

$d$  - izracunati izlazi modela

#### 5.4 Kako se zove model kome je $J=0$ ?

Bazni model.

Nerealno je da  $J$  bude 0.

Potrebno je da  $J$  bude dovoljno malo, manje od predefinisane vrednosti  $J_{\max}$ .

5.5 Stepeni valjanosti, nabrojati i objasniti.

- Replikativna - porede se izlazi sistema i modela kada su pobudjeni isitim ulaznim signalom
- Prediktivna - model je sposoban da proizvede dobre rezultate i za slucajeve koji nisu bili poznati kada je model pravljen (koji nisu testirani na RS)
- Strukturna - u potpunosti oslikava nacin funkcionisanja RS (i unutrasnju strukturu) i omogucava testiranje slucajeva koji se ne mogu meriti u RS

5.6 Kakav stepen valjanosti treba da bude kod matričnog zapisa?

Najpozeljnija je strukturna ali je prediktivna dovoljno dobra. Da li?

5.7 Kada je model valjan?

Model je valjan kad je  $J < J_{\max}$ .

Odnosno, kada se izlazi modela i realnog sistema dovoljno malo razlikuju.

5.8 Šta se radi kada model nije valjan?

Prosirujemo ga.

Prosirenjem modela obicno postizemo bolje poklapanje sa RS.

## 6. Analitičko i simulaciono rešenje. Simulacija i optimizacija.

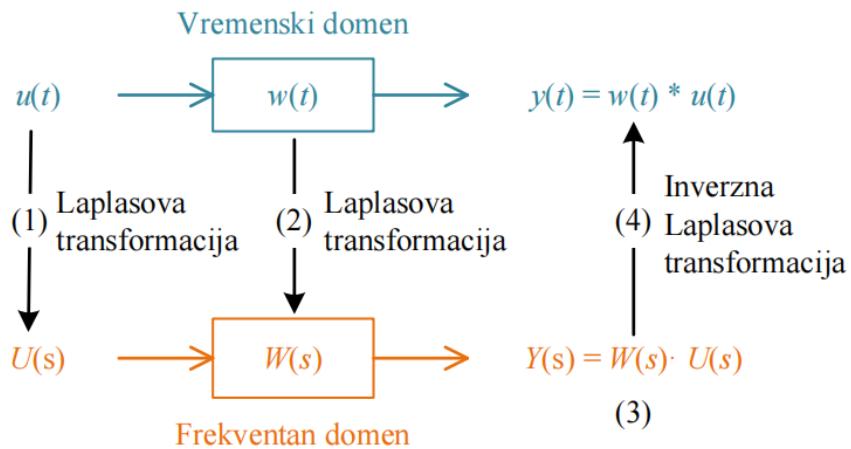
6.1 Kako se dolazi do analitičkog rešenja?

Koriscenjem deduktivnih metoda matematicke analize.

Dobija se formula (izraz) cija vrednost zavisi od parametara koji se mogu menjati.

Vrednosti se uvrstavaju u formulu bez potrebe za ponovnim resavanjem sistema jednacina.

6.2 Koji su koraci kada se za analitičko rešenje koristi Laplasova transformacija? Nacrtati dijagram procesa.



1. LT na sve ulaze  $u(t)$
2. LT na model sistema (funkciju prenosa)
3. Izracunati kompleksne likove
4. Izracunati vremenske signale izlaza, tj.  $LT^{-1}$  nad kompleksnim likovima

6.3 Pokazati korake upotrebom LT.  $\dot{y}(t) + y(t) = u(t)$   $y(t) = 0$ ,  $u(t) = 2$

$$\begin{aligned}
 & \dot{y}(t) + y(t) = u(t) \quad | \mathcal{L} \\
 & SY(s) + Y(s) = U(s) \\
 & Y(s)(s+1) = U(s) \\
 & W(s) = \frac{1}{s+1} \Rightarrow Y(s) = W(s) \cdot U(s) = \frac{1}{s+1} \cdot 2 \quad | \mathcal{L}^{-1} \\
 & y(t) = 2e^{-t}
 \end{aligned}$$

\*nije  $W(s) * Y(s)$  nego  $W(s) * U(s)$

6.4 Kada dolazi do simulacionog (numerickog) rešenja? I kako dolazimo?

Analiticko resenje ne mozemo sprovesti za proizvoljan model i tada koristimo numericko resavanje.

Podrazumeva pisanje programa za digitalne racunare i izvrsavanje istog.  
Ne dobija se funkcionalna zavisnost ulaza i izlaza.

6.5 Zašto se preporučuje upotreba analitičkog rešenja?

Preciznija je i brza od numerickog.

Tacna je.

Pogodna za analize uticaja parametara i ulaznih signala - zato sto mozemo da uvrstavamo razlicite vrednosti u formulu.

6.6 Koje rešenje je tačnije? Zašto je tačno?

Analiticko je tacnije.

Zato sto se dobija koriscenjem deduktivnih metoda matematicke analize.

Matematika ne gresi.

6.7 Koje rešavanje primenjujemo na složene sisteme?

Numericko, jer za analiticko te predstavlja zahtevan, a nekad i nemoguc zadatak.

6.8 Kakva je namena simulacija u optimizaciji?

Kada postoji simulacioni model cije stanje odgovara tekucem stanju sistema koji je modelovan, onda se na modelu mogu proveriti uticaji akcija pre nego sto se primene u stvarnom svetu.

Simulacijom se moze oprobati nekoliko varijanti i izabrati najbolja od svih.

Smanjuje troškove i rizike, stedi vreme.

## Matematicki modeli

### 7. Tipovi matematickih modela (nabrojati, osobine)

7.1 Nelinearan vremenski kontinualan u matričnoj formi.

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= f(x(t), u(t), t) \\ y(t) &= g(x(t), u(t), t), \quad x(0) = x_0\end{aligned}$$

7.2 Linearan vremenski kontinualan u matričnoj formi.

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) + Du(t), \quad x(0) = x_0\end{aligned}$$

7.3 Linearan vremenski diskretan u matričnoj formi.

$$\begin{aligned}x(k+1) &= Ex(k) + Fu(k) \\y(k) &= Cx(k) + Du(k)\end{aligned}$$

7.4 Primer funkcije prenosa 2. reda.

$$G(s) = 1 / (s^2 + 2s + 3)$$

7.5 Primer diskretne funkcije prenosa 1. reda.

$$W(z) = 1 / (z + 1)$$

7.6 ARX model

$$A(z)y(k) = B(z)u(k) + v(k)$$

7.7 ARMAX model

$$A(z)y(k) = B(z)u(k) + C(z)v(k)$$

7.8 Diferencna jednačina koja opisuje ARX i ARMAX modele

$$\begin{aligned}y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_n y(k-n) &= b_0 u(k) + \dots + b_m u(k-m) + v(k) \\y(k) + a_1 y(k-1) + \dots + a_n y(k-n) &= b_0 u(k) + \dots + b_m u(k-m) + v(k) + c_1 v(k-1) + \\&\quad \dots + c_r v(k-r)\end{aligned}$$

7.9 Primer diferencijalne jednačine 2. reda.

$$m\ddot{y} + k\dot{y}_0 + cy = 0$$

7.10 Primer diferencne jednačine 2. reda.

$$y(k) + 2y(k-1) + 3y(k-2) = u(k)$$

## 8. Matematički model (nelinearan) u prostoru stanja. Koncept i izbor promenljivih stanja.

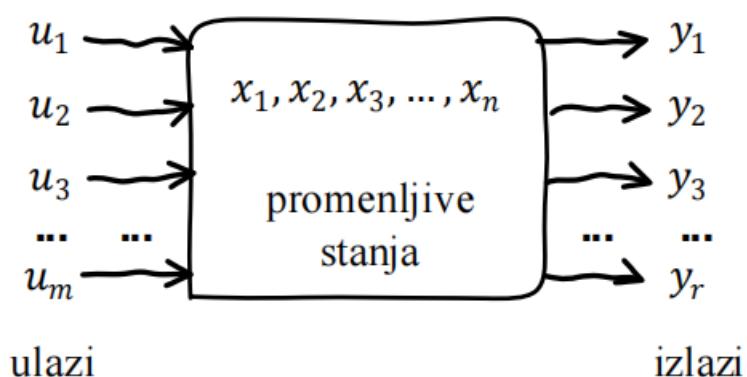
8.1 Kako izgleda? Matrični oblik.

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= f(x(t), u(t), t) \\ y(t) &= g(x(t), u(t), t), \quad x(0) = x_0\end{aligned}$$

8.2 Primer nelinearnog modela.

$$y = au + b$$

8.3 Multivarijabilni sistem (Slika i dimenzije).



8.4 Kako se opisuje statički model?

Algebarskim jednacinama

8.5 Kako se opisuje dinamički model?

Diferencijalnim jednacinama

### 8.6 Šta su promenljive stanja?

Opisuju ponasanje sistema.

Jednoznačno određuju stanje sistema.

Biraju se promenljive koje određuju zakone fizike.

### 8.7 Zašto je diskretizacija bitna?

Bitna je kako bismo izmerene podatke iz RS mogli dovesti u računar.

To je proces kvantovanja kontinualnog signala u vremenski diskretan signal.

### 8.8 Šta se dobija transformacijom modela višeg reda?

Dobija se skup diferencijalnih jednacina prvog reda.

### 8.9 Šta je red modela

Red modela je broj diferencijalnih jednacina prvog reda iz sistema jednacina kojim možemo opisati model.

### 8.10 Promenljive stanja za: Mehaničke, terminčke, fluidne i električne.

Mehanički sistemi - pozicija, brzina

Termički sistemi - temperatura tela

Sistemi sa fluidima - pritisak

Električni sistemi - napon ili jasina struje

## 9. Linearan matematički model (u prostoru stanja). Transformacije.

### 9.1 Primer linearog modela

$$y = au_1 + au_2$$

### 9.2 Primer nelinearnog modela

$$y = au + b$$

### 9.3 Vektorski zapis i razvijen linearni model

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) + Du(t), \quad x(0) = x_0\end{aligned}$$

u razvijenom obliku:

Izvodi (promene u vremenu) promenljivih stanja

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}}_1(t) &= a_{11}\hat{x}_1(t) + \dots + a_{1n}\hat{x}_n(t) + b_{11}\hat{u}_1(t) + \dots + b_{1m}\hat{u}_m(t) & \hat{x}_1(0) &= \hat{x}_{10} \\ \dot{\hat{x}}_2(t) &= a_{21}\hat{x}_1(t) + \dots + a_{2n}\hat{x}_n(t) + b_{21}\hat{u}_1(t) + \dots + b_{2m}\hat{u}_m(t) & \hat{x}_2(0) &= \hat{x}_{20} \\ &\vdots &&\vdots \\ \dot{\hat{x}}_n(t) &= a_{n1}\hat{x}_1(t) + \dots + a_{nn}\hat{x}_n(t) + b_{n1}\hat{u}_1(t) + \dots + b_{nm}\hat{u}_m(t) & \hat{x}_n(0) &= \hat{x}_{n0}\end{aligned}$$

Izlazi modela

$$\begin{aligned}\hat{y}_1(t) &= c_{11}\hat{x}_1(t) + \dots + c_{1n}\hat{x}_n(t) + d_{11}\hat{u}_1(t) + \dots + d_{1m}\hat{u}_m(t) \\ \hat{y}_2(t) &= c_{21}\hat{x}_1(t) + \dots + c_{2n}\hat{x}_n(t) + d_{21}\hat{u}_1(t) + \dots + d_{2m}\hat{u}_m(t) \\ &\vdots \\ \hat{y}_r(t) &= c_{r1}\hat{x}_1(t) + \dots + c_{rn}\hat{x}_n(t) + d_{r1}\hat{u}_1(t) + \dots + d_{rm}\hat{u}_m(t)\end{aligned}$$

„kapice“ su bitne - imaju značenje promena (razlika) vrednosti u odnosu na nominalne vrednosti.

#### 9.4 Veza izmedju fizickih signala i signala u lienarnom modelu

$$\begin{aligned}x_k(t) &= x_k + x_k^* \\ y_k(t) &= y_k + y_k^* \\ u_k(t) &= u_k + u_k^*\end{aligned}$$

#### 9.5 Osobine linearnosti i matematički ih opisati

Model je linearan ako ispunjava osobine:

1. superpozicija

$$\begin{aligned}y_1 + y_2 &= f(u_1 + u_2) = f(u_1) + f(u_2) \\ y_1 &= f(u_1), \quad y_2 = f(u_2)\end{aligned}$$

2. homogenost

$$\begin{aligned}m \cdot y &= f(m \cdot u) = m \cdot f(u) \\ y &= f(u)\end{aligned}$$

3. stacionarnost

$$\begin{aligned}y(t - \tau) &= f(u(t - \tau)) \\ y &= f(u)\end{aligned}$$

#### 9.6 Koje su karakteristične pobude i zašto su bitne?

Dirakov impuls, Hevisajdov signal, Rampa.

Ukoliko znamo odziv modela pobudjenog karakterističnim signalima, znacemo i model koji je pobudjen složenim signalom.

\*Ako imamo linearni model pobudjen slozenim signalom, analiza ponašanja ovog modela se svodi na analizu ponašanje na pojedinacne ulaze i svaki od ulaza se može predstaviti sumom elementarnih signala.

### 9.7 Od čega zavisi ponašanje sistema?

1. Ako ga posmatramo kao fju prenosa -> od polova
2. Ako ga posmatramo kao model u razvijenom obliku -> od promenljivih stanja

### 9.8 Algoritam za smanjivanje reda?

Postoji vise nacina, a jedan koji se cesto koristi je:

- Uvode se smene:

$$\begin{aligned}x_1 &= y \\x_2 &= \dot{y} \\x_3 &= \ddot{y} \\&\dots \\x_n &= y^{(n-1)}\end{aligned}$$

### 9.9 Šta je radna tačka?

Radnu tačku u modelu čine vrednosti ulaza, promenljivih stanja i izlaza.  
Te vrednosti se predstavljaju zbirom nominalne i inkrementalne vrednosti

Za radnu tacku se uzimaju vrednosti u ustaljenom stanju - nominalne vrednosti.  
Sistem može menjati ustaljeno stanje. Tada se menja radna tačka i za nju važi drugačiji linearan model.

U okolini radne tacke model je linearan.

### 9.10 Kako svaki ulaz utiče pojedinačno na odziv?

Ukoliko imamo multivarijabilan sistem sa vise ulaza, odredjivacemo redom kako svaki ulaz pojedinačno utice na izlaz, tj izracunacemo odziv kad su svi ostali ulazi sem tog koji posmatramo postavljeni na 0.

### 9.11 Vremenski invarijantan i promenljiv.

Varijantan - model koji se menja vremenom.

Invarijantan - model koji se ne menja vremenom.

### (In)varijantan model

- Invarijantan model

$$\dot{\hat{x}}(t) = \mathbf{A} \cdot \hat{x}(t) + \mathbf{B} \cdot \hat{u}(t), \quad \hat{x}(0) = x_0$$

$$\hat{y}(t) = \mathbf{C} \cdot \hat{x}(t) + \mathbf{D} \cdot \hat{u}(t)$$

- Model nije vremenski promenljiv jer su matrice  $\mathbf{A}, \mathbf{B}, \mathbf{C}, \mathbf{D}$  sa konstantnim koeficijentima.
- Primetiti da se vrednosti signala ulaza, izlaza i promenljivih stanja menjaju sa vremenom.

- Vremenski promenljiv model:

$$\mathbf{A} \equiv \mathbf{A}(t), \mathbf{B} \equiv \mathbf{B}(t), \mathbf{C} \equiv \mathbf{C}(t), \mathbf{D} \equiv \mathbf{D}(t)$$

$$\dot{\hat{x}}(t) = \mathbf{A}(t) \cdot \hat{x}(t) + \mathbf{B}(t) \cdot \hat{u}(t), \quad \hat{x}(0) = x_0$$

$$\hat{y}(t) = \mathbf{C}(t) \cdot \hat{x}(t) + \mathbf{D}(t) \cdot \hat{u}(t)$$

## 10. Osobine linearog modela.

10.1 Koje su osobine i matematički ih napisati.

Model je linearan ako ispunjava osobine:

1. superpozicija

$$y_1 + y_2 = f(u_1 + u_2) = f(u_1) + f(u_2)$$

$$y_1 = f(u_1), \quad y_2 = f(u_2)$$

2. homogenost

$$m \cdot y = f(m \cdot u) = m \cdot f(u)$$

$$y = f(u)$$

3. stacionarnost

$$y(t - \tau) = f(u(t - \tau))$$

$$y = f(u)$$

### 10.2 Primer linearog i nelinearnog

Linearan:

$$y = au_1 + au_2$$

Nelinearan:

$$y = au + b$$

### 10.3 Šta je radna tačka?

Radnu tačku u modelu čine vrednosti ulaza, promenljivih stanja i izlaza.  
Te vrednosti se predstavljaju zbirom nominalne i inkrementalne vrednosti

Za radnu tacku se uzimaju vrednosti u ustaljenom stanju - nominalne vrednosti.  
Sistem moze menjati ustaljeno stanje. Tada se menja radna tačka i za nju važi drugačiji linearan model.

U okolini radne tacke model je linearan.

### 10.4 Koji pobudni signali postoje i zašto su bitni?

Dirakov impuls, Hevisajdov signal, Rampa

Ukoliko znamo odziv modela pobudjenog karakterističnim signalima, znacemo i model koji je pobudjen slozenim signalom.

\*Ako imamo linearni model pobudjen slozenim signalom, analiza ponašanja ovog modela se svodi na analizu ponašanje na pojedinacne ulaze i svaki od ulaza se moze predstaviti sumom elementarnih signala.

## 11. Linearizacija modela (koraci, radna tačka).

11.1 Primer nelinearne diferencijalne jednačine 2. reda.

11.2 Primer linearne diferencijalne jednačine 2. reda.

11.3 Koraci linearizacije.

1. Odredimo radnu tacku
2. Sve ulaze, izlaze i promenljive stanja napisemo kao sumu nominalne i inkrementalne vrednost
3. Sve nelinearne clanove zamenimo sa prva dva sabirka Tejlorovog reda
4. Skratimo konstantne clanove
5. Definisemo pocetne vrednosti

## 11.4 Čime je određena radna tačka?

Nominalnim vrednostima ulaza, izlaza i promenljivih stanja

## 11.5 Veza fizičkih veličina kod linearizovanog modela.

Handwritten notes on linearization equations:

$$\text{nominalna } X_k(t) = \bar{x}_k + \hat{x}_k(t)$$

$$\text{urednost } Y_k(t) = \bar{y}_k + \hat{y}_k(t)$$

$$U_k(t) = \bar{u}_k + \hat{u}_k(t)$$

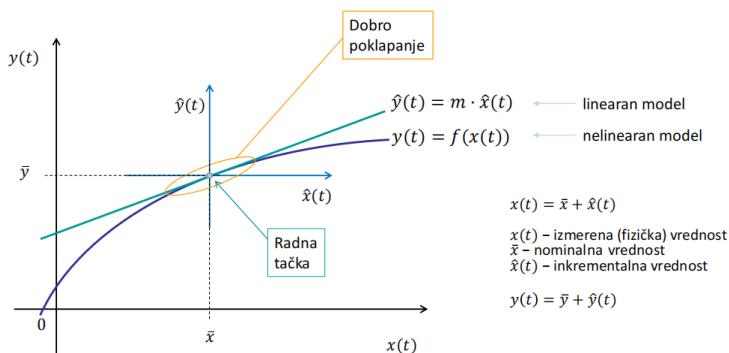
Annotations: "Sistem fizičkih signala, signala" with an arrow pointing to the first equation; "Instrumentalna" with an arrow pointing to the second equation; "Urednost" with an arrow pointing to the third equation.

## 11.6 Objasniti grafičku predstavu.

Ukoliko posmatramo funkciju 1 promenljive i prikazemo je na grafiku, radna tacka je mesto u kojoj formiramo tangentu na tu krivu.

U okolini radne tacke dobijamo solidno poklapanje linearog modela sa nelinearnim.

Princip linearizacije – grafički



## 11.7 Objasniti analitički postupak.

Primer:

$$\dot{x} = x^2 + 2x - 3 + u$$

$$y = x$$

1. Odredimo radnu tacku

$$\dot{x} = 0 \implies x^2 + 2x - 3 = 0 \implies x_1 = 1 \text{ i } x_2 = -3$$

2. Sve ulaze, izlaze i promenljive stanja napisemo kao sumu nominalne i inkrementalne vrednosti

$$(\bar{x} + \hat{x}) = x^2 + 2(\bar{x} + \hat{x}) - 3 + \bar{u} + \hat{u}$$

$$\bar{y} + \hat{y} = \bar{x} + \hat{x}$$

3. Sve nelinearne clanove zamenimo sa prva dva sabirka Tejlorovog reda

$$F(x) = x^2$$

$$F(\bar{x} + \hat{x}) = F(\bar{x}) + \frac{\partial F}{\partial x} \Big|_{x=\bar{x}} \hat{x} = \bar{x}^2 + 2\bar{x}\hat{x}$$

Uvrštavanjem u (1) dobija se:

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}} &= \bar{x}^2 + 2\bar{x}\hat{x} + 2\bar{x} + 2\hat{x} - 3 + \hat{u} \\ \bar{y} + \hat{y} &= \bar{x} + \hat{x}\end{aligned}$$

#### 4. Skratimo konstantne clanove

$$\dot{\hat{x}} = \bar{x}^2 + 2\bar{x}\hat{x} + 2\bar{x} + 2\hat{x} - 3 + \hat{u}$$

$$\hat{y} = \hat{x}$$

#### 5. Definisemo pocetne vrednosti

Za radnu tačku  $(\bar{x}_1, \bar{u}) = (1, 0)$  dobijamo:

$$\dot{\hat{x}} = 4\hat{x} + \hat{u}$$

$$\hat{y} = \hat{x}$$

Za radnu tačku  $(\bar{x}_2, \bar{u}) = (-3, 0)$  dobijamo:

$$\dot{\hat{x}} = -4\hat{x} + \hat{u}$$

$$\hat{y} = \hat{x}$$

Linearizacija - str. 5 i 6.

## 11.8 Izvesti.

- Razvoj u Tejlorov red funkcije jedne promenljive u okolini radne tačke (nominalne vrednosti)

$$y(t) = f(x(t))$$

$$y(t) = f(\bar{x}) + \frac{df}{dx} \Big|_{\bar{x}} \frac{x(t)-\bar{x}}{1!} + \frac{d^2f}{dx^2} \Big|_{\bar{x}} \frac{(x(t)-\bar{x})^2}{2!} + \frac{d^3f}{dx^3} \Big|_{\bar{x}} \frac{(x(t)-\bar{x})^3}{3!} + \dots$$

$$y(t) \approx f(\bar{x}) + \frac{df}{dx} \Big|_{\bar{x}} \frac{(x(t)-\bar{x})}{1!}$$

- Smene uvode inkrementalne promenljive

$$y(t) = \bar{y} + \hat{y}(t), \text{ tj. } \hat{y}(t) = y(t) - \bar{y}, \bar{y} = f(\bar{x})$$

$$x(t) = \bar{x} + \hat{x}(t)$$

- Dobija se linearan model

$$\hat{y}(t) = a\hat{x}(t)$$

gde je  $a$  konstanta

$$a = \frac{df}{dx} \Big|_{\bar{x}}$$

## 12. Linearizacija modela u prostoru stanja.

### 12.1 Vremenski diskretan model (matrična forma).

$$x(k+1) = Ex(k) + Fu(k)$$

$$y(k) = Cx(k) + Du(k), \quad x(0) = x_0$$

$$k = 0, 1, 2, \dots$$

### 12.2 Nelinearan vremenski diskretan.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= f(x(k), u(k), k) \\ y(k) &= g(x(k), u(k), k), \quad x(0) = x_0 \end{aligned}$$

k isto sto i  $kT$   
 $k = 0, 1, 2, \dots$

### 12.3 Primer linearizacije

$$\begin{aligned} y(t) &= a u(t) + b \\ \Rightarrow y(t) - a u(t) &= \bar{y} \quad \wedge \quad u(t) = \bar{u} \\ \bar{y} &= a \bar{u} + b \\ y(t) &= \bar{y} + \hat{g}(t) \quad \wedge \quad x(t) = \bar{x} + \hat{x}(t) \\ \bar{y} + \hat{g} &= a(\bar{u} + \hat{u}(t)) + b \Rightarrow \bar{y} = a(\bar{u}(t)) \end{aligned}$$

Ovde fali u poslednjem redu uz y sa kapicom (t)

### 12.4 Radna tačka

Radnu tačku u modelu čine vrednosti ulaza, promenljivih stanja i izlaza.  
Te vrednosti se predstavljaju zbirom nominalne i inkrementalne vrednosti

Za radnu tacku se uzimaju vrednosti u ustaljenom stanju - nominalne vrednosti.  
Sistem može menjati ustaljeno stanje. Tada se menja radna tačka i za nju važi drugačiji linearan model.

U okolini radne tacke model je linearan.

### 12.5 Razvoj u Tejlorov red

- Razvoj u Tejlorov red funkcije jedne promenljive u okolini radne tačke (nominalne vrednosti)

$$y(t) = f(x(t))$$

$$y(t) = f(\bar{x}) + \frac{df}{dx}\Big|_{\bar{x}} \frac{x(t)-\bar{x}}{1!} + \frac{d^2f}{dx^2}\Big|_{\bar{x}} \frac{(x(t)-\bar{x})^2}{2!} + \frac{d^3f}{dx^3}\Big|_{\bar{x}} \frac{(x(t)-\bar{x})^3}{3!} + \dots$$

$$y(t) \approx f(\bar{x}) + \frac{df}{dx}\Big|_{\bar{x}} \frac{(x(t)-\bar{x})}{1!}$$

## 13. Vremenski diskretni modeli: namena, kvantovanje, teorema o odabiranju.

### 13.1 Šta je odabirač

(komponenta)

Kvantovanje po vremenu vrši „odabirač“

- Na izlazu se pojavljuje povorka impulsa (odbiraka) u trenucima odabiranja  $t=kT$ ,  $k=0,1,2,\dots$
- Perioda odabiranja  $T$

### 13.2 Matematički zapis povorke signala

- Povorka vremenski diskretizovanog signala i njegova Laplasova transformacija

$$r^*(t) = \sum_{k=0}^{\infty} r(kT) \cdot \delta(t - kT)$$
$$R^*(s) = \mathcal{L}\{r^*(t)\} = \sum_{k=0}^{\infty} r(kT) \cdot \mathcal{L}\{\delta(t - kT)\} = \sum_{k=0}^{\infty} r(kT) \cdot e^{-kTs}$$

- Smena uvodi novu kompleksnu promenljivu  $z$

$$z = e^{sT}$$

- Z-transformacija povorke signala

$$\mathcal{Z}\{r(t)\} = \mathcal{Z}\{r^*(t)\} = R(z)$$

$$R(z) = \sum_{k=0}^{\infty} r(kT) \cdot z^{-k}$$

### 13.3 Čemu služi kolo zadrške nultog reda?

Omogućava da diskrete vrednosti ostanu nepromenjene tokom trajanja jedne periode.

### 13.4 Formula za kolo zadrške nultog reda.

$$g_0(t) = h(t) - h(t-T)$$
$$G_0(s) = \frac{1}{s} - \frac{e^{-sT}}{s} = \frac{1-e^{-sT}}{s}$$

### 13.5 Formula za povorku signala.

- Povorka vremenski diskretizovanog signala i njegova Laplasova transformacija

$$r^*(t) = \sum_{k=0}^{\infty} r(kT) \cdot \delta(t - kT)$$

$$R^*(s) = \mathcal{L}\{r^*(t)\} = \sum_{k=0}^{\infty} r(kT) \cdot \mathcal{L}\{\delta(t - kT)\} = \sum_{k=0}^{\infty} r(kT) \cdot e^{-kTs}$$

- Smena uvodi novu kompleksnu promenljivu  $z$

$$z = e^{sT}$$

- Z-transformacija povorke signala

$$\mathcal{Z}\{r(t)\} = \mathcal{Z}\{r^*(t)\} = R(z)$$

$$R(z) = \sum_{k=0}^{\infty} r(kT) \cdot z^{-k}$$

### 13.6 Teorema o odabiranju.

- Ako kontinualan signal  $f(t)$  ne sadrži harmonike u području učestanosti  $> \omega_0$  [rad/s], on se može kompletno okarakterisati vrednostima signala merenim u trenucima međusobno udaljenim za vreme  $T = 0.5(\frac{2\pi}{\omega_0})$ .

### 13.7 Izračunati periodu odabiranja ako je data frekvencija.

$$T = 0.5(\frac{2\pi}{\omega_0}).$$

### 13.8 Čemu služe AID i DIA konvertori?

AID - izmerene vrednosti iz realnog sistema dovode u računar i prevode u digitalne reci

DIA - brojne vrednosti koje su izlazi upravljačkog programa prevode se u fizicke signale

## 14. Vremenski diskretan model u prostoru stanja. Dobijanje modela.

### 14.1 Napisati u matričnom obliku.

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ex(k) + Fu(k) \\ y(k) &= Cx(k) + Du(k), \quad x(0) = x_0 \end{aligned}$$

## 14.2 Na osnovu kontinualnog modela izvesti odziv za diskretan model.

Vremenski diskretni modeli, od strane 19 pa na dalje...

$$\begin{aligned}
 & \text{1. Posmatramo trenutku } t = kT, \\
 & \dot{x}(t) = A \dot{x}(t) + B u(t) \quad | \quad x(kT) = \Phi(kT) x_0 + \int_0^{kT} \Phi(kT - \tau) B u(\tau) d\tau \\
 & y(t) = C x(t) + D u(t) \\
 & \text{2. Posmatramo } t = kT + T \\
 & x(kT + T) = \Phi(kT + T) x_0 + \int_0^{kT+T} \Phi(kT + T - \tau) B u(\tau) d\tau \\
 & \text{3. Razdvajamo integral na podintegrale} \\
 & x(kT + T) = \Phi(kT + T) x_0 + \int_0^{kT} \Phi(kT - \tau) B u(\tau) d\tau + \int_{kT}^{kT+T} \Phi(kT + T - \tau) B u(\tau) d\tau \\
 & \text{4. Primjenjuje se osobina } \Phi(a+b) = \Phi(a) \Phi(b) \\
 & x(kT + T) = \Phi(T) \left( \Phi(kT) x_0 + \int_0^{kT} \Phi(kT - \tau) B u(\tau) d\tau \right) \\
 & \quad + \int_{kT}^{kT+T} \Phi(kT + T - \tau) B u(\tau) d\tau \\
 & \text{5. } [x_1, x_{kT+T}] \text{ razlazni signal je konstantan} \\
 & x(kT + T) = \Phi(T) x(kT) + \left( \int_{kT}^{kT+T} \Phi(kT + T - \tau) d\tau \right) B u(kT) \\
 & \text{6. } z = \tau - kT \\
 & \int_{kT}^{kT+T} \Phi(kT + T - \tau) d\tau = \int_0^T \Phi(T - z) dz \quad \left. \begin{array}{l} \\ \Rightarrow x(kT + T) = \Phi(T) x(kT) + \\ \left( \int_0^T \Phi(t) dt \right) B u(kT) \end{array} \right\} \\
 & + y = T - z \\
 & \int_0^T \Phi(T - z) dz = \int_0^T \Phi(y) dy \\
 & \Rightarrow E = \Phi(T) \quad F = \left( \int_0^T \Phi(t) dt \right) B \\
 & y(k) = C x(k) + D u(k)
 \end{aligned}$$

## 14.3 Kako se računa odziv?

### Računanje diskretanog odziva

- Vrednosti promenljivih stanja u diskretnim trenucima se mogu izračunati rekurzivno na osnovu poznavanja  $x(0)$  i vrednosti ulaza u svim trenucima  $u(k), k = 0, 1, 2, \dots$

$$\begin{aligned}
 & \mathbf{x}(1) = E \cdot x(0) + F \cdot \mathbf{u}(0) \\
 & \mathbf{x}(2) = E \cdot \mathbf{x}(1) + F \cdot \mathbf{u}(1) \\
 & \mathbf{x}(3) = E \cdot \mathbf{x}(2) + F \cdot \mathbf{u}(2) \\
 & \vdots \\
 & \mathbf{x}(k+1) = E \cdot \mathbf{x}(k) + F \cdot \mathbf{u}(k)
 \end{aligned}$$

↓

Vreme,  
tj. diskretni vremenski trenuci  
 $t = kT, \quad k = 0, 1, 2, \dots$

tj.

$\mathbf{x}(k+1) = E \cdot \mathbf{x}(k) + F \cdot \mathbf{u}(k)$   
 $E = \Phi(T)$   
 $F = \left( \int_0^T \Phi(t) dt \right) \cdot \mathbf{B}$

## Kontinualan odziv

- Posmatramo linearan matematički model u prostoru stanja

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{x}}(t) &= \mathbf{A} \cdot \mathbf{x}(t) + \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(t), \quad \mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0 \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{C} \cdot \mathbf{x}(t) + \mathbf{D} \cdot \mathbf{u}(t)\end{aligned}\quad (*)$$

- Odziv modela je

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(t) &= \Phi(t) \cdot \mathbf{x}(0) + \int_0^t \Phi(t-\tau) \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(\tau) d\tau, \quad 0 \leq t \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{C} \cdot \mathbf{x}(t) + \mathbf{D} \cdot \mathbf{u}(t)\end{aligned}$$

gde je  $\Phi(t)$  fundamentalna matrica sistema  $\Phi(t) = e^{At}$

14.4 Koje su pretpostavke uvedene?

1. Tokom jedne periode  $T$  ulazi  $u(t)$  su konstantni
2. Izlazi sistema nas interesuju samo u trenucima odabiranja  $t = kT$

14.5 Ako se promeni perioda odabiranja  $T$ , da li se dobija drugačiji model?

Ako promenimo periodu odabiranja, necemo dobiti drugaciji model.

Jedna od perioda ce uticati na losu preciznost (rezoluciju), ali nece uticati na tacnost dobijenog ponasanja.

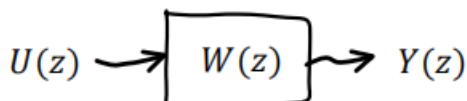
## 15. Diskretna funkcija prenosa. Diferencna jednačina.

15.1 Definicija diskrete funkcije prenosa.

- Funkcija diskretnog prenosa je odnos kompleksnih likova vremenski diskretizovanih signala izlaza i ulaza, za nulte početne vrednosti

$$\frac{Y(z)}{U(z)} = W(z) \quad \text{funkcija diskretnog prenosa } W(z)$$

15.2 Nacrtati predstavu diskrete funkcije prenosa.



15.3 Kako matematički izgleda?

$$W(z) = \frac{b_m z^m + b_{m-1} z^{m-1} + \cdots + b_2 z^2 + b_1 z + b_0}{z^n + a_{n-1} z^{n-1} + \cdots + a_2 z^2 + a_1 z + a_0}$$

15.4 Šta je promenljiva z?

Kompleksna promenljiva:  $z = e^{sT}$ , gde je s Laplasov operator, a T perioda odabiranja.

15.5 Kako se u kodu pravi funkcija prenosa?

tf(P,Q) za FP  
tf(P,Q,T) za DFP

15.6 Primer diskretne funkcije prenosa 2. reda.

$$W(z) = (2z + 1) / (z^2 + z + 1)$$

Stepen u imeniocu određuje red.

15.7 Napisati diferencnu jednačinu za taj primer.

$$\begin{aligned} W(z^{-1}) &= \frac{2z^{-1} + z^{-2}}{1 + z^{-1} + z^{-2}} = \frac{y(z)}{u(z)} \\ (1 + z^{-1} + z^{-2})y(z) &= (2z^{-1} + z^{-2})u(z) \\ y(k) + y(k-1) + y(k-2) &= 2u(k-1) + u(k-2) \end{aligned}$$

DIFERENCIJALNA JEDNAČINA

15.8 Zašto je odziv dva ulaza jednak zbiru pojedinačnih odziva?

Zato sto je to prema principu superpozicije.

$$y_1 + y_2 = f(u_1 + u_2) = f(u_1) + f(u_2)$$

$$\begin{aligned} y_1 &= f(u_1) \\ y_2 &= f(u_2) \end{aligned}$$

15.9 Kako se modeluje kašnjenje?

Čisto vremensko kašnjenje:  
 $\mathcal{L}\{f(t-T)\} = e^{-sT}F(s)$

za  
 $z = e^{sT}$

dobija se  
 $Z\{f(t-T)\} = z^{-1}F(z)$

Za  $t = kT$ ,  $k = 0, 1, 2, \dots$   
 $Z\{f(kT)\} = F(z)$

Ili kraće  
 $Z\{f(k)\} = F(z)$

pa je  
 $Z\{f(k-1)\} = z^{-1}F(z)$   
 $Z\{f(k-2)\} = z^{-2}F(z)$

...  
 $Z\{f(k+2)\} = z^2F(z)$   
 ...

$$W(z) = \frac{b_0 z^m + b_1 z^{m-1} + \dots + b_m}{z^n + a_{n-1} z^{n-1} + \dots + a_1 z + a_0}$$

$$W(z^{-1}) = z^{-(n-m)} \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_m z^{-m}}{1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_{n-1} z^{-(n-1)} + a_n z^{-n}}$$

$n-m=d$  - kašnjenje izlaznog signala u odnosu na ulazni

$$W(z^{-n}) = z^{-d} \frac{\sum_{k=0}^m b_k z^{-k}}{1 + \sum_{k=1}^n a_k z^{-k}}$$

## 16. Dobijanje funkcije prenosa od matematičkog modela u prostoru stanja. Funkcija prenosa multivarijabilnog sistema.

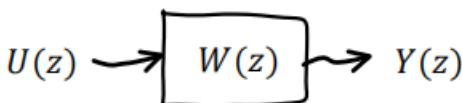
### 16.1 Definicija.

- Funkcija diskretnog prenosa je odnos kompleksnih likova vremenski diskretizovanih signala izlaza i ulaza, za nulte početne vrednosti

$$\frac{Y(z)}{U(z)} = W(z)$$

← funkcija diskretnog prenosa  
W(z)

### 16.2 Crtež sa signalima.



### 16.3 Izvesti formulu za funkciju prenosa.

$$\dot{\hat{x}}(t) = A \cdot \hat{x}(t) + B \cdot \hat{u}(t), \quad \hat{x}(0) = \mathbf{0}$$

$$\hat{y}(t) = C \cdot \hat{x}(t) + D \cdot \hat{u}(t)$$

$$\begin{aligned} sX(s) - \mathbf{0} &= A \cdot X(s) + B \cdot U(s) \\ sI \cdot X(s) - A \cdot X(s) &= B \cdot U(s) \\ (sI - A) \cdot X(s) &= B \cdot U(s) \\ X(s) &= (sI - A)^{-1} \cdot B \cdot U(s) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} Y(s) &= C \cdot X(s) + D \cdot U(s) \\ Y(s) &= (C \cdot (sI - A)^{-1} \cdot B + D)U(s) \end{aligned}$$

$$\frac{Y(s)}{U(s)} = W(s) = C \cdot (sI - A)^{-1} \cdot B + D$$

- Ranije uvedena smena:  $z = e^{sT}$

$$\begin{aligned} z \cdot X(z) &= E \cdot X(z) + F \cdot U(z) \\ (zI - E) \cdot X(z) &= F \cdot U(z) \\ X(z) &= (zI - E)^{-1} \cdot F \cdot U(z) \end{aligned}$$

- Izlaz...

$$\begin{aligned} Y(z) &= C \cdot X(z) + D \cdot U(z) \\ Y(z) &= C \cdot (zI - E)^{-1} \cdot F \cdot U(z) + D \cdot U(z) \end{aligned}$$

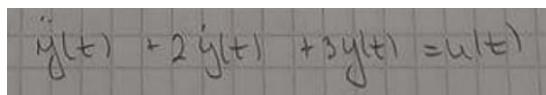
$$\frac{Y(z)}{U(z)} = W(z) = C \cdot (zI - E)^{-1} \cdot F + D$$

16.4 Napisati primer funkcije prenosa 2. reda.

$$G(s) = 1/(s^2 + 2s + 3) = Y(s)/U(s) = Y(s)/U(s)$$
$$\Rightarrow s^2Y(s) + 2sY(s) + 3Y(s) = u(s) \quad /LT^{-1}$$

16.5 Diferencijalna jednačina.

=>



16.6 Kako se definiše funkcija prenosa multivarijabilnog sistema?

- Vektorska notacija

$$Y(s) = G(s) \cdot U(s)$$

$$G(s) = \begin{bmatrix} G_{11}(s) & G_{12}(s) & \dots & G_{1m}(s) \\ G_{21}(s) & G_{22}(s) & \dots & G_{2m}(s) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ G_{r1}(s) & G_{r2}(s) & \dots & G_{rm}(s) \end{bmatrix}, U(s) = \begin{bmatrix} U_1(s) \\ U_2(s) \\ \dots \\ U_m(s) \end{bmatrix}, Y(s) = \begin{bmatrix} Y_1(s) \\ Y_2(s) \\ \dots \\ Y_r(s) \end{bmatrix}$$

16.7 Za šta služi operator s?

s je kompleksan lik, Laplasov operator.

Naziva se i operator diferenciranja jer mnozenje sa s u kompleksnog domenu odgovara diferenciranju po t u vremenskom domenu.

16.8 Predstave funkcije prenosa.

$$U(s) \rightarrow G(s) \rightarrow Y(s)$$

$$G(s) = Y(s) / U(s) = (b_ms^m + \dots + b_1s + b_0) / (s + a_{n-1}s^{n-1} + \dots + a_1s + a_0)$$

$$W(s) = k^* ((s - r_1) \dots (s - r_m)) / ((s - t_1) \dots (s - t_n))$$

16.9 Zašto je model na pobudu datu zbirom dve pobude jednak zbiru odziva na te dve pobude pojedinačno?

Zato što je to prema principu superpozicije.

$$y_1 + y_2 = f(u_1 + u_2) = f(u_1) + f(u_2)$$

$$\begin{aligned}y_1 &= f(u_1) \\y_2 &= f(u_2)\end{aligned}$$

16.10 Kako se modeluje kašnjenje kod funkcije prenosa?

$$G(s) = (k / (1 + TS)) * e^{-\tau s}$$

Tau - vremensko kasnjenje

## Modeli fizičkih sistema

### 17. Translatorni mehanički sistemi – promenljive, elementi, zakonitosti, dobijanje modela

#### Promenljive:

- pozicija tela (rastojanje) –  $x$  [m]
- brzina tela –  $v = \frac{dx}{dt} = \dot{x}$  [ $\frac{m}{s}$ ]
- ubrzanje tela  $a = \frac{dv}{dt} = \frac{d^2x}{dt^2} = \ddot{x}$  [ $\frac{m}{s^2}$ ]

Dodatne promenljive:

- $w$  – energija [J]
- $p$  – snaga [W]

$$p = f \cdot v$$

$$p = \frac{dw}{dt}$$

$$w(t) = \int_{t_0}^{t_f} p(t) dt + w(t_0)$$

Ovo su bitne promenljive za translatoryno mehanicko kretanje tela koje je ili u stanju mirovanja ili u stanju kretanja.

Do promene stanja kretanja dolazi pod dejstvom sile  $f$ .

Poznavanjem ovih promenljivih i njihove primene, mogu se odrediti sva zbivanja u sistemu.

## Elementi:

Inercija (Masa m [kg])

- Kvantitivna mera inertnosti tela.
- Mera odupiranja tela da promeni stanje kretanja.
- 2. Njutnov zakon  $f = m \cdot a$

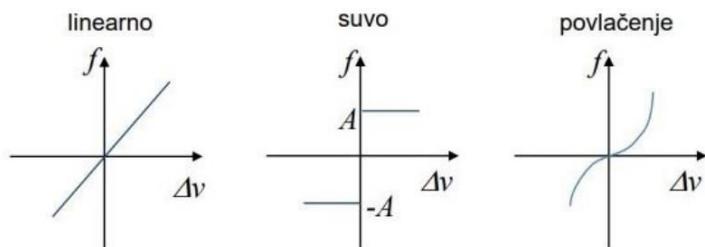
Trenje  $f_t$  [N]

- Sila otpora kretanju tela.
- Javlja se prilikom dodira sa drugim telima ili mu otpor pruža sredina u kojoj se kreće ili podloga po kojoj se kreće.
- Kod crvstih tela naziva se suvo trenje.
- Suvo trenje ima staticki rezim - tela miruju i dinamicki rezim - tela u pokretu.
- Za malo trenje vazi linearna zavisnost.

$$f_t = f(v_2 - v_1)$$

Linearna zavisnost:  $f_t = c(v_2 - v_1)$        $c$  - koeficijent trenja

-karakteristike



Elasticnost  $f_e$  [N]

- Kad se telo nakon delovanja sile vrati u prvobitni oblik, govorimo o elasticnim deformacijama.
- Sila elasticnosti tezi da telo vrati u prvobitni oblik.
- Sila elasticnosti je uvek suprotnog smera od porasta deformacija.
- Za mala istezanja vazi linearizovano ponasanje.

$$f_e = f(x_2 - x_1)$$

Linearizovano ponasanje:  $f_e = k(x_2 - x_1)$        $k$  - koeficijent elasticnosti

## Zakonitosti:

1. Dalamberov (Drugacija formulacija II Njutnovog zakona)

$$\frac{d}{dt}(m \cdot v) = \sum_i f_i$$

Suma svih sila koje deluju na telo jednaka je 0.

## 2. III Njutnov zakon (Zakon akcije i reakcije)

Kada jedno telo deluje na drugo telo nekom silom, tada i drugo telo deluje na prvo telo silom istog inteziteta i pravca al suprotnog smera.

## 3. Zakon pomeraja

$$\sum_i \Delta x_i = 0$$

Suma pomeraja duz zatvorene putanje jednaka je 0.

\*Pored 3 osnovna zakona, bitni su i zakoni odrzanja energije (Kineticke i potencijalne)

- $E_k = \frac{1}{2} \cdot m \cdot v^2$  – kinetička energija
- $E_p = m \cdot g \cdot h$  – potencijalna energija

h - visina tezista tela u odnosu na referentnu tacku  
g - gravitaciono ubrzanje

## Dobijanje modela:

- Kombinuju se zakonitosti elemenata i zakonitosti interakcije elemenata.
- Za svako telo posmatramo sile koje na njega deluju.
- Na osnovu Dalamberovog zakona pisemo jednacine.

## 18. Rotacioni mehanički sistemi – promenljive, elementi, zakonitosti, dobijanje modela

### Promenljive:

- ugaoi pomeraj (ugao) –  $\theta$  [rad]
- ugona brzina –  $\omega = \dot{\theta}$  [rad/s]
- ugano ubrzanje –  $\alpha = \ddot{\omega} = \ddot{\theta}$  [rad/s<sup>2</sup>]
- moment sile –  $\tau$  [Nm]

Dodatne promenljive:

- snaga rotirajućeg tela –  $p = \tau \cdot \omega$
- energija –  $w(t) = w(t_0) + \int_{t_0}^t p(t) dt$

- Sve ove promenljive opisuju kretanje rotacionih tela.
- Kad se označavaju referentni smerovi, ugaoni pomeraj, ugaona brzina i ugaono ubrzanje trebaju biti usmereni u istu stranu.
- Do promene stanja kretanja tela dolazi pri uzajamnom delovanju (interakciji) tela koje se opisuje delovanjem momenata sila.

### **Elementi:**

Moment intercije  $J$

Kvantitativna mera interaktivnosti tela i zavisi od oblika tela, raspodele mase i ose oko koje telo rotira.

Zahvaljujuci momentu intercije, telo moze da zadrzi stanje mirovanja ili ravnomernog pravilnijiskog kretanja.

$$J = m \cdot r^2 \quad r - \text{rastojanje tacke od ose rotacije}$$

Trenje pri rotaciji  $\tau_t$

Kod rotacionog kretanja, prilikom dodirivanja tela dolazi do trenja.

$$\tau_t = \tau_t(\Delta\omega), \Delta\omega = \omega_2 - \omega_1$$

$$\tau_t = c \cdot \Delta\omega, \quad c - \text{koeficijent trenja}$$

Elasticnost pri rotaciji  $\tau_e$

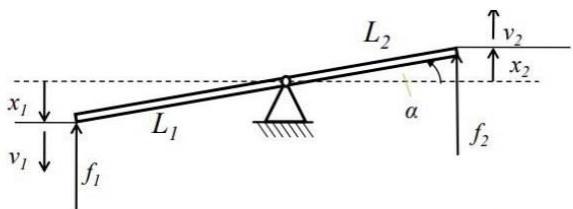
Pod dejstvom momenta sile može doći do elastičnih deformacija tela, pa se javlja moment sile elastičnosti  $\tau_e$  koji teži da telo vrati u prvobitan oblik

$$\tau_e = \tau_e(\Delta\theta) \quad \Delta\theta = \theta_2 - \theta_1$$

$$\tau_e = k\Delta\theta \quad k - \text{koeficijent elasticnosti}$$

### **Poluga**

- Poluga (idealna) je čvrst štap koji ima tačku oslonca oko koje može da rotira, nema masu, trenje, moment inercije ni unutrašnju energiju.



Na osnovu sličnosti trouglova važi

$\Sigma$  momenata oko obrtne tačke = 0  
(kada je masa = 0)

$$L_1 f_1 - L_2 f_2 = 0$$

$$x_1 = \frac{L_1}{L_2} x_2 \quad v_1 = \frac{L_1}{L_2} v_2$$

$$f_1 = \frac{L_2}{L_1} f_2$$

### Zupcanici

- Upotreboom zupčanika rotaciono kretanje se prenosi sa jedne ose na drugu osu rotacije, a veličina zupčanika utiče na odnose ugaonih pomeraja i brzine obrtanja tih osa.

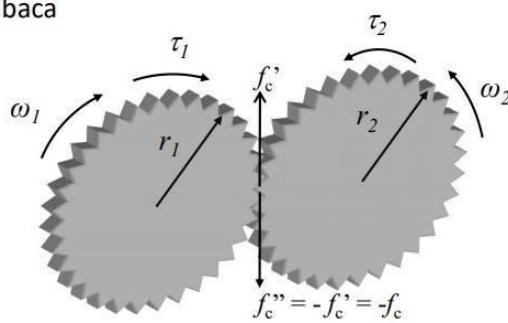
#### Zupčasti prenos N - odnos broja zubaca

-  $z_1, z_2$  - broj zubaca

$$r_1 \theta_1 = r_2 \theta_2 \Rightarrow \frac{\theta_1}{\theta_2} = \frac{r_2}{r_1} = N$$

$$N = \frac{r_2}{r_1} = \frac{z_2}{z_1} = \frac{\omega_1}{\omega_2} = N$$

Dvostruki zupčasti prenos



### Zakonitosti:

1. Dalamberov zakon (drugacija formulacija II Njutnovog zakona)

Suma svih momenata sile koji deluju na telo jednaka je 0.

$$\sum_i \tau_i = 0$$

2. III Njutnov zakon (zakon akcije i reakcije)

Posmatramo dva tela koja rotiraju oko iste ose. Kada jedno telo deluje momentom sile na drugo, onda i drugo telo deluje na prvo telo momentom sile istog intenziteta i pravca, ali suprotnog smera

3. Zakon ugaonih pomeraja

Suma ugaonih pomeraja duz zatvorene putanje jednaka je 0.

$$\sum_i (\Delta \theta)_i = 0$$

## Dobijanje modela:

- Usvojimo pozitivan smer za promenljive.
- Upotreboru zakona o sumi relativnih pomeraja duž zatvorene putanje izbegavamo višak promenljivih za opis kretanja.
- Za svako telo koje ima moment inercije ili spojnu tačku crtamo dijagram koji pokazuje sve momente sila.
- Sve momente, sem pobudnih (ulaznih) izražavamo preko  $\theta$ ,  $\omega$ ,  $\alpha$  upotreboru zakona elemenata.
- Primenjujemo Dalamberov zakon

## 19. Termički sistemi – promenljive, elementi, zakonitosti, dobijanje modela

Termički sistemi su sistemi gde postoji skladistenje ili prenos toplote. Matematički modeli se izvode na osnovu poznatih zakona termodinamike. Matematičke modele cine PDJ, ODJ i LDJ.

### Promenljive:

Temperatura tela -  $\theta$  [K]

- Obično je u razlicitim delovima razlicita.
- Smatracemo da je u svim delovima ista i jednaka prosečnoj temperaturi tela.
- Obično se bira za promenljive stanja.

Kolicina topline -  $q$  [J/s] = W

### Elementi:

-pasivni-

Termička otpornost

$$q(t) = \frac{1}{R} [\theta_1(t) - \theta_2(t)]$$

- Vezana za proces provodjenja topline.
- Provodjenje topline sa jednog kraja na drugi jednako je razlici tih temperatura.
- Može se upotrebiti samo ako telo ne akumulira energiju.

Termička kapacitivnost

$$\dot{\theta}(t) = \frac{1}{C} (q_{in}(t) - q_{out}(t))$$

- Relacija izmedju temperature i akumulirane topline u telu.

-aktivni-

Termički izvor - dovodi ili odvodi toplotu

## **Zakonitosti:**

Nelinearnost - ukoliko u modelu postoji neka fizicka velicina koja je nelinearna, tada je i model nelinearan.

## **Dobijanje Modela:**

- Kao promenljive stanja se uzimaju temperature svakog tela koja ima topotni kapacitet.
- Prenošenje toplote u telo sa topotnim kapacitetom zavisi od izvora toplote i prenošenja toplote preko termičkih otpornosti.

## **20. Sistemi sa fluidima – promenljive, elementi, zakonitosti, dobijanje modela**

Postoje u brojnim sistemima:

- hidraulički sistemi postoje u hemijskim procesima, sistemima automatskog upravljanja, ...
  - povezani sa mehaničkim sistemima preko pumpi, ventila, klipova, ...

Npr.: turbina pokretana vodom = hidraulički + mehanički + električni sistem

Ovakva turbina je slozena zbog nelinearnih karakteristika sistema i prostorne zavisnosti fizickih sistema.

## **Promenljive:**

Hidraulički sistemi uključuju protok i akumulaciju tečnosti, te su bitni:

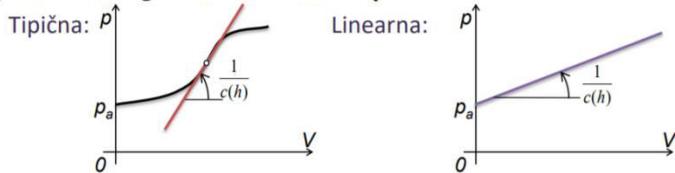
- $q$  – zapreminski protok [ $m^3/s$ ]
- $V$  – zapremina [ $m^3$ ]
- $h$  – visina (nivo) tečnosti [ $m$ ]
- $p$  – pritisak [ $N/m^2$ ] ili [ $Pa$ ]
  - obično se posmatra apsolutni pritisak, a ponekad relativno u odnosu na atmosferski:  
$$p^*(t) = p(t) - p_a \quad p_a = 1,013 \cdot 105 \text{ [N/m}^2\text{]}$$

## **Elementi i njihove zakonitosti:**

Postoje 2 karakteristike koje se mogu predstaviti pojednostavljenim elementima:

- Kapacitet posude za tečnosti
- Otpor proticanju

- Kod tečnosti smeštene u otvoren sud postoji algebarska relacija između zapremine tečnosti i pritiska u osnovi suda
- zapremina:  $V = \int_0^h A(h)dh$   
 $A(h)$  – površina na visini  $h$
- apsolutni pritisak:  $p = \rho gh + p_a$
- Za svaki sud određene geometrije, gustine tečnosti, atm. pritiska postoji jedinstvena algebarska veza između  $p$  i  $V$



- za  $A(h) = \text{const}$  imamo:  $p = \rho g \frac{V}{A} + p_a = \frac{V}{c} + p_a$

( $g$  – gravitaciono ubrzanje,  $p_a$  – atmosferski pritisak,  $c$  – hidraulički kapacitet)

### Hidraulički kapacitet $c$

- recipročna vrednost nagiba krive za dato  $V$ .

Veza izmedju zapremine tečnosti u sudu i pritiska na dnu posude.  
 $c(h) = dV/dp$

Vertikalna posuda:  $c(h) = \frac{A(h)}{\rho g} = \frac{R^2 \pi}{\rho g} = \text{const}$

Horizontalno položena posuda:  $c(h) = \frac{A(h)}{\rho g} = \frac{2L\sqrt{R^2 - (R-h)^2}}{\rho g}$

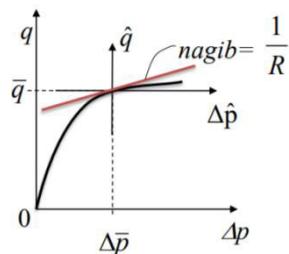
### Otpornost $R$

Kada tečnost protiče kroz cev, ventil ili otvor dolazi do pada pritiska. Ova pojava se objašnjava gubitkom energije i obično je posledica nelinearne zavisnosti.

$$q = f(\Delta p)$$

Kod ventila:  $q = k * (\Delta p)^{1/2}$ , gde je  $k$  - karakteristika cevi, ventila ili otvora, a  $(\Delta p)^{1/2}$  - dobro opisuje turbulentno kretanje kroz cevovod

Hidraulička otpornost  $R$  je recipročna vrednost nagiba krive  $q = f(\Delta p)$  za datu radnu tačku.

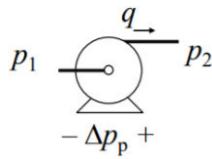


Za ventil:  $R = \frac{2\bar{q}}{k^2}$

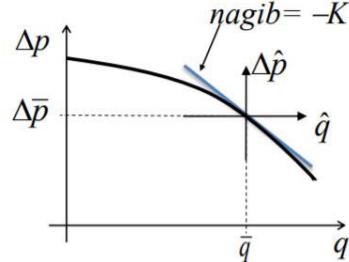
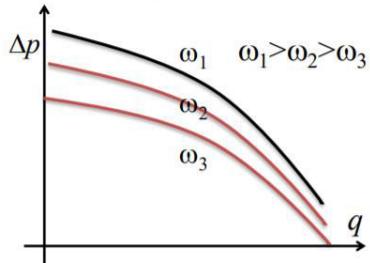
Za dva redno vezana ventila:  $R_c = R_a + R_b$

Izvor =  $\bar{q} = k\sqrt{\Delta p}$  pumpa

Pumpa – izvor energije koji dobija snagu od elektromotora.  
Centrifugalna pumpa povećava pritisak na potisu u odnosu na pritisak na usisu.



- Karakteristika pumpe  $\Delta p = f(q)$  se određuje eksperimentalno u ustaljenom stanju i prilično je nelinearna



- Linearizacijom određujemo linearnu vezu  $\Delta \hat{p} = -K \hat{q}$   $K > 0$   $K [\frac{Ns}{m}]$

## Dobijanje modela

- Posmatra se pritisak u svakom cvoru i potom u svakoj cevi.
- Za svaki cvor vezujemo jednacinu kontinuiteta.
- Za svaku cev se pise Bernulijeva jednacina prosirena gubicima.

## 21. Električni i elektromehanički sistemi – promenljive, elementi, zakonitosti, dobijanje modela

### Električni

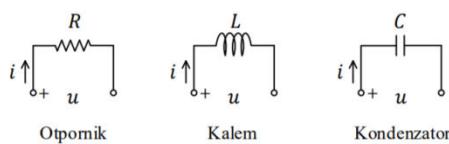
#### Promenljive i Elementi:

Osnovne fizičke veličine:

- napon  $u [V]$  i
- jačina električne struje  $i [A]$ .
- električna snaga  $p = ui [W]$  i
- električna energija  $E = \int p(t)dt$

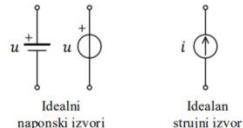
Pasivni elementi:

- |                                    |                               |
|------------------------------------|-------------------------------|
| • otpornik otpornosti $R [\Omega]$ | $u(t) = Ri(t)$                |
| • kalem induktivnosti $L [H]$      | $u(t) = L \frac{di_L(t)}{dt}$ |
| • kondenzator kapaciteta $C [F]$   | $i(t) = C \frac{du_C(t)}{dt}$ |



Aktivni elementi:

- Idealan naponski izvor
- Idealan strujni izvor



#### Zakonitosti:

- Omov zakon

$$i = \frac{u}{R}$$

- I Kirhofov zakon: algebarska suma struja koje utiču u ma koji čvor kola jednaka je nuli

$$\sum_{\text{po granama } k \text{ u čvoru}} i_k = 0$$

- II Kirhofov zakon: algebarska suma padova napona u bilo kojoj petlji električnog kola je jednaka nuli

$$\sum_{\text{po elementima } k \text{ u konturi}} u_k = 0$$

## Dobijanje modela:

Primena ovih zakona je rešavanje električnih kola, gde su svi elementi poznati i tu je tipično potrebno odrediti jačinu struje u svim granama kola.

Ako ima m grana, onda ima m struja, i potrebno je napisati m algebarskih jednačina sa m nepoznatih i rešiti sistem.

Ako je u kolu n čvorova, onda se piše n-1 jednačina po 1. Kirhofovom zakonu, dok je preostalih m-n-1 po drugom.

Pored direktnе primene Kirhofovih zakona, električno kolo se može opisati sistemom jednačina po metodi potencijala čvorova ili sistemom jednačina po metodi konturnih struja. Prednost ovih metoda je što se električno kolo opisuje manjim brojem jednačina u odnosu na direktnu upotrebu Kirhofovih zakona.

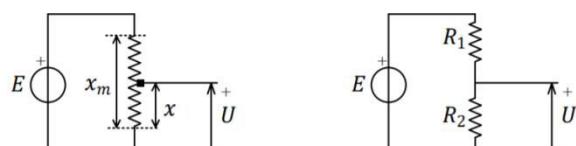
## Elektro - mehanicki sistemi

Podrazumevaju se sistemi koji se sastoje iz dva podsistema: električnog i mehaničkog.

Mogu imati različite vidove interakcije:

- mehanička promena otpornosti (potenciometar),
- kretanje strujnog provodnika u magnetnom polju.

### Potenciometar



$$R(x) = \frac{\rho}{A} x$$

$$R(x) = \frac{R_m}{x_m} x$$

$$U(t) = \frac{R_2}{R_1 + R_2} E(t)$$

## Promenljive:

- $f_e$  – elektromagnetna sila [N]
- $v$  – brzina provodnika u odnosu na magnetno polje [m/s]
- $l$  – dužina provodnika u magnetnom polju [m]
- $\Phi$  – magnetni fluks [Wb] (izražen u Weberima)
- $B$  – magnetna indukcija [Wb/m<sup>2</sup>]
- $i$  – jačina električne struje [A]
- $e_m$  – indukovana elektromotorna sila [V]

### **Elementi:**

Galvanometar

Mikrofon

Elektromotor jednosmerne struje

### **Zakoni i Dobijanje:**

Na pravolinijski provodnik dužine  $l$ , kroz koji protiče struja jačine  $i$  i koji se kreće u homogenom magnetnom polju indukcije  $B$  deluje sila (Ampreova sila) intenziteta:

$$\vec{f}_e = \vec{l} \times \vec{B} = ilB\sin\theta$$

gde je  $\theta$  ugao koji zaklapaju silnice magnetnog polja i smer proticanja struje. Smer sile se određuje pravilom desne ruke. Indukovana elektromotorna sila (razlika potencijala) je srazmerna magnetnoj indukciji polja V u kome se provodnik dužine  $l$  kreće brzinom  $v$ :

$$e_m = l\vec{v} \times \vec{B}$$

**Simulacija sistema opisanog matematičkim modelom**

## 22. Laplasova transformacija: definicija, osobine i primena u modelovanju i analizi sistema.

### 22.1 Definicija LT i Inverzne LT.

$$L\{f(t)\} = F(s) = \int_0^\infty f(t)e^{-st}dt$$

$$L^{-1}\{F(s)\} = f(t) = \frac{1}{2\pi j} \int_{\sigma-j\omega}^{\sigma+j\omega} F(s) \cdot e^{st} \cdot ds, \quad t > 0$$

- $L\{\cdot\}$  – Laplasova transformacija
- $L^{-1}\{\cdot\}$  – Inverzna Laplasova transformacija
- $s$  – kompleksna učestanost (komp. prom. Laplasove trans.)
- $F(s)$  – kompleksan lik funkcije  $f(t)$
- $f(t)$  – original funkcije  $F(s)$

LT - integralna transformacija koja funkciju  $f(t)$  iz vremenskog domena prebacuje u funkciju  $F(s)$  u kompleksnom domenu.

$LT^{-1}$  - integralna transformacija koja funkciju  $F(s)$  iz kompleksnog domena prebacuje u funkciju  $f(t)$  u vremenskom domenu.

### 22.2 Navesti osobine.

Br.	Naziv osobine	Izraz
1	Linearnost	$L\{a_1 f_1(t) + a_2 f_2(t)\} = a_1 F_1(s) + a_2 F_2(s)$
2	Čisto vremensko kašnjenje	$L\{f(t - \tau)\} = e^{-s\tau} F(s)$
3	Pomeranje kompleksnog lika	$L\{e^{-at} f(t)\} = F(s + a)$
4	Konvolucija originala	$L\{f_1(t) * f_2(t)\} = F_1(s)F_2(s)$
5	Izvod originala	$L\left\{\frac{df(t)}{dt}\right\} = sF(s) - f(0)$ $L\left\{\frac{d^n f(t)}{dt^n}\right\} = s^n F(s) - \sum_{k=1}^n s^{n-k} f^{(k-1)}(0)$
6	Integral originala	$L\left\{\int_0^t f(t)dt\right\} = \frac{F(s)}{s}$ $L\left\{\iint_0^t \dots \int_0^t f(t)dt^n\right\} = \frac{F(s)}{s^n}$
7	Izvod kompleksnog lika	$L\{t^n f(t)\} = (-1)^n \frac{d^n F(s)}{ds^n}$
8	Promena vremenske skale	$L\left\{f\left(\frac{t}{a}\right)\right\} = aF(as)$
9	Granične vrednosti	$\lim_{t \rightarrow 0} f(t) = \lim_{s \rightarrow \infty} sF(s)$ $\lim_{t \rightarrow \infty} f(t) = \lim_{s \rightarrow 0} sF(s)$

### 22.3 Dokaži čisto vremensko kašnjenje.

$$\begin{aligned}
\mathcal{L}\{f(t - \tau)\} &= \\
&= \int_0^{\infty} f(t - \tau) e^{-st} dt = \quad \text{Smena: } t - \tau = v \\
&= e^{-s\tau} \int_{-\tau}^{\infty} f(v) e^{-sv} dv = \quad \text{kauzalan signal: } f(v) \equiv 0, v < 0 \\
&= e^{-s\tau} \int_0^{\infty} f(v) e^{-sv} dv = \\
&= e^{-s\tau} F(s)
\end{aligned}$$

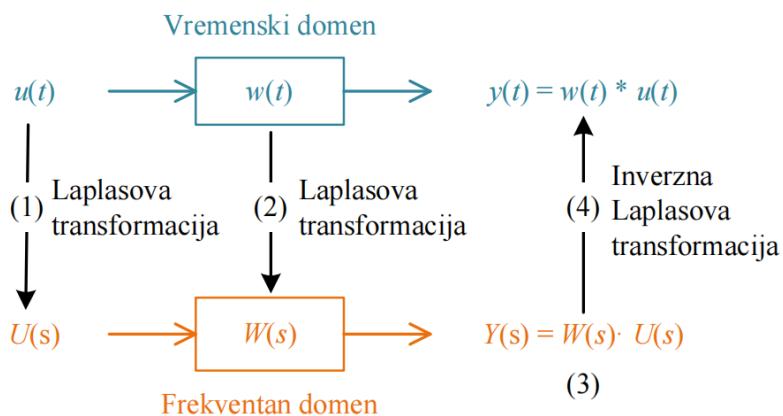
## 22.4 Šta je promenljiva s?

$s$  je Laplasov operator – kompleksna promenljiva.

Naziva se i operator diferenciranja jer množenje sa  $s$  u kompleksnom domenu odgovara diferenciranju po vremenu u vremenskom domenu.

$$\mathcal{L}\left\{\frac{df}{dt}\right\} = sF(s) - f(0)$$

## 22.5 Kako se formira model Laplasa?



## 22.6 Kako se računa odziv kad imaš funkciju prenosa sa realnim polinomom?

$$f(t) = \mathcal{L}^{-1} \left\{ \sum_{k=1}^n \frac{K_k}{s - s_k} \right\} = \sum_{k=1}^n K_k \cdot e^{s_k t}, \quad t > 0$$

22.7 Kako se računa odziv ako imaš 2 konjugovano kompleksna pola?

$$f(t) = 2a \cdot e^{-\alpha t} \cos \omega t - 2b \cdot e^{-\alpha t} \sin \omega t + \sum_{k=3}^n K_k e^{s_k t}, \quad t > 0$$

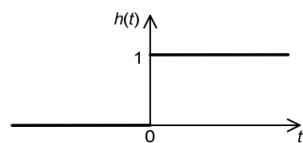
22.8 Naći izlaz za dati ulaz:

22.8.a Dirakov impuls i funkcija prenosa sa realnim polinomom

22.8.b Dirakov impuls i funkcija prenosa sa konjugovano kompleksnim polovima

### 23. Standardni pobudni signali. Primena Laplasove transformacije na signale.

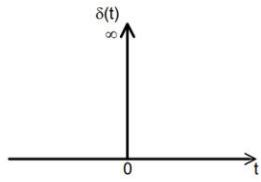
Hevisajdov signal



$$h(t) = \begin{cases} 0, & t < 0 \\ 1, & t \geq 0 \end{cases}$$

$$F(s) = L\{f(t)\} = \int_{0+}^{\infty} f(t) e^{-st} dt = \int_{0+}^{\infty} 1 \cdot e^{-st} dt = -\frac{e^{-st}}{s} \Big|_0^{\infty} = \frac{1}{s}$$

### Dirakov impuls

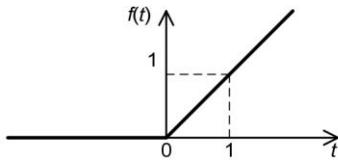


$$\delta(t) = \begin{cases} 0, & t \neq 0 \\ \infty, & t = 0 \end{cases}$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \delta(t) dt = 1$$

$$F(s) = L\left\{\frac{dh(t)}{dt}\right\} = sL\{h(t)\} - h(0_-) = s \cdot \frac{1}{s} - 0 = 1$$

Jedinični nagibni signal

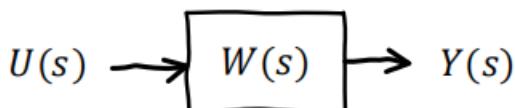


$$h(t) = \begin{cases} 0, & t < 0 \\ t, & t \geq 0 \end{cases}$$

$$F(s) = L\{f(t)\} = L\{t \cdot h(t)\} = \int_0^{\infty} t \cdot e^{-st} dt = -\frac{t \cdot e^{-st}}{s} \Big|_0^{\infty} + \frac{1}{s} \int_0^{\infty} e^{-st} dt = \frac{1}{s^2}$$

## 24. Funkcija prenosa sistema sa jednim ulazom i jednim izlazom.

24.1 Nacrtati sliku funkcije prenosa i obeležiti signale.



U(s) - ulazni signali

Y(s) - izlazi signali

24.2 Definicija.

Funkcija prenosa je odnos Laplasovih transformacija izlaznog  $Y(s) = \mathcal{L}\{y(t)\}$  i ulaznog signala  $U(s) = \mathcal{L}\{u(t)\}$  (vremenski kontinualnih) kada su početne vrednosti nula.

$$\frac{Y(s)}{U(s)} = W(s)$$

24.3 Kako se definiše kašnjenje?

Funkcija prenosa se pomnozi sa  $e^{-s*\tau}$

Npr:  $k/(1+Ts) * e^{-s*\tau}$

24.4 Šta su polovi, šta su nule?

Faktorizovan oblik funkcije prenosa:

$$W(s) = \frac{P(s)}{Q(s)} = k \frac{(s - r_1)(s - r_2) \dots (s - r_m)}{(s - t_1)(s - t_2) \dots (s - t_n)}$$

gde su:

- $k$  – pojačanje ( $k = b_m$ )
- $r_1, r_2, \dots, r_m$  su **nule** sistema tj. koreni polinoma brojioca  $P(s)$
- $t_1, t_2, \dots, t_n$  su **polovi** sistema  $(s - t_1)(s - t_2) \dots (s - t_n)$

## 25. Analitičko izračunavanje izlaza primenom inverzne Laplasove transformacije.

25.1 Koraci.

### Inverzna Laplasova transformacija

$$F(s) = \frac{P(s)}{Q(s)} = \frac{b_ms^m + b_{m-1}s^{m-1} + \dots + b_1s + b_0}{s^n + a_{n-1}s^{n-1} + \dots + a_1s + a_0}$$

Postupak:

1. Rastavljanje  $F(s)$  na parcijalne sabirke
2. Prepoznavanje sabiraka u tablicama Laplasove transformacije i pisanje originala

Od posebnog značaja su **polovi** funkcije  $F(s)$ , tj. koreni  $Q(s) = 0$ , i tu se mogu uočiti četiri karakteristična slučaja:

- Svi polovi funkcije  $F(s)$  su realni i prosti
- Funkcija  $F(s)$  ima višestruke realne korene
- Postoje konjugovano-kompleksni polovi, a realni su, ako postoje, prosti
- Funkcija  $F(s)$  ima višestruke konjugovano kompleksne polove

25.2 Šta zavisi od polova funkcije prenosa?

- Polovi sistema određuju karakter ponašanja sistema.  
Dobijaju se rešavanjem jednačine

$$Q(s) = 0$$

Diskriminanta:  $D = \xi^2 - 1$

25.3 Kakvi su polovi ako je odziv kritično-aperiodičan?

Polovi su realni i jednaki.  $D = 0 \Rightarrow \xi = 1$

25.4 Kakvi su polovi ako je odziv aperiodičan?

Polovi su realni i razliciti.  $D > 0 \Rightarrow \xi > 1$

25.5 Kakvi su polovi ako je odziv prigušeno periodičan?

Konjugovani kompleksni sa negativnim realnim delom.  $0 < \xi < 1$

25.6 Kakvi su polovi ako je odziv periodičan?

Konjugovano kompleksni sa realnim delom nula.  $D < 0 \Rightarrow \xi = 0$

## 26. Analitičko izračunavanje izlaza linearog modela u prostoru stanja.

### Fundamentalna matica.

26.1 Linearan MMUPS matrično.

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) + Du(t)\end{aligned}$$

Gde su signali vremenski kontinujni:  $x$  – promenljive stanja,  $u$  – ulazi,  $y$  - izlazi

26.2 Linearan MMUPS razvijen oblik.

u razvijenom obliku:

Izvodi (promene u vremenu) promenljivih stanja

$$\begin{aligned}\hat{x}_1(t) &= a_{11}\hat{x}_1(t) + \dots + a_{1n}\hat{x}_n(t) + b_{11}\hat{u}_1(t) + \dots + b_{1m}\hat{u}_m(t) & \hat{x}_1(0) &= \hat{x}_{10} \\ \hat{x}_2(t) &= a_{21}\hat{x}_1(t) + \dots + a_{2n}\hat{x}_n(t) + b_{21}\hat{u}_1(t) + \dots + b_{2m}\hat{u}_m(t) & \hat{x}_2(0) &= \hat{x}_{20} \\ &\vdots &&\vdots \\ \hat{x}_n(t) &= a_{n1}\hat{x}_1(t) + \dots + a_{nn}\hat{x}_n(t) + b_{n1}\hat{u}_1(t) + \dots + b_{nm}\hat{u}_m(t) & \hat{x}_n(0) &= \hat{x}_{n0}\end{aligned}$$

Izlazi modela

$$\begin{aligned}\hat{y}_1(t) &= c_{11}\hat{x}_1(t) + \dots + c_{1n}\hat{x}_n(t) + d_{11}\hat{u}_1(t) + \dots + d_{1m}\hat{u}_m(t) \\ \hat{y}_2(t) &= c_{21}\hat{x}_1(t) + \dots + c_{2n}\hat{x}_n(t) + d_{21}\hat{u}_1(t) + \dots + d_{2m}\hat{u}_m(t) \\ &\vdots \\ \hat{y}_r(t) &= c_{r1}\hat{x}_1(t) + \dots + c_{rn}\hat{x}_n(t) + d_{r1}\hat{u}_1(t) + \dots + d_{rm}\hat{u}_m(t)\end{aligned}$$

„kapice“ su bitne - imaju značenje promena (razlika) vrednosti u odnosu na nominalne vrednosti.

26.3 Definisati fundamentalnu matricu.

$$\Phi(s) = (sI - A)^{-1}$$

$$\Phi(t) = LT^{-1}\{\Phi(s)\}$$

#### 26.4 Kako se dobijaju promenljive stanja i izlaz?

Laplasova transformacija se upotrebljava za određivanje fundamentalne matrice koja figuriše u izrazu za računanje kretanja promenljivih stanja i izlaza modela.

Vektorski zapis :

$$s\mathbf{X}(s) - \mathbf{x}_0 = \mathbf{A} \cdot \mathbf{X}(s) + \mathbf{B} \cdot \mathbf{U}(s)$$

Uvažavanjem nekomutativnosti matričnog množenja dobija se izraz :

$$(s\mathbf{I} - \mathbf{A}) \cdot \mathbf{X}(s) = \mathbf{x}_0 + \mathbf{B} \cdot \mathbf{U}(s) / \cdot (s\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1}$$

$$\mathbf{X}(s) = (s\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1} \cdot \mathbf{x}_0 + (s\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1} \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{U}(s)$$

$\mathbf{I}$  je jedinična matrica.  $\mathbf{X}(s)$  je kompleksni lik promenljivih stanja.

Dalje primenjujemo inverznu Laplasovu transformaciju i dobijamo kretanje promenljivih stanja:

$$\mathbf{x}(t) = \Phi(t)\mathbf{x}_0 + \int_0^t \Phi(t-\tau) \mathbf{B}\mathbf{u}(\tau)d\tau$$

$\Phi(t)$  je fundamentalna matrica koja se računa kao  $\Phi(t) = \mathcal{L}^{-1}\{(s\mathbf{I} - \mathbf{A})^{-1}\}$ .

Izraz za kretanja promenljivih stanja čine dva sabirka, prvi je kretanje promenljivih stanja pod dejstvom početnog uslova  $\mathbf{x}_0$ , a rešavanjem konvolucionog integrala dobija s kretanje sistema pod dejstvom drugog ulaza. Drugi sabirak je nastao primenom osobine konvolucije originala i integrali se po nezavisno promenljivoj  $\tau$ , ali pošto je podintegralna funkcija zavisna i od t, integral će biti funkcija vremena i kad su obe granice određenog integrala konstante.

**Izlaz** iz modela određuje se kao:

$$y(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \mathbf{D}\mathbf{u}(t)$$

Tako da je kretanje izlaza modela:

$$y(t) = \mathbf{C}\Phi(t)\mathbf{x}_0 + \mathbf{C} \int_0^t \Phi(t-\tau) \mathbf{B}\mathbf{u}(\tau)d\tau + \mathbf{D}\mathbf{u}(t)$$

(Broj ulaza i izlaza može biti veći od jedan i tada se u označavanju umesto pojedinačnih signala ulaza i izlaza pišu vektori tih signala)

#### 26.5 Čime je određen red modela?

Red modela je odredjen brojem promenljivih stanja, tj. dimenzijama matrice A.

#### 26.6 Šta utiče na ponašanje modela u prostoru stanja?

Uticu opsezi vrednosti promenljivih.

Sto je veci opseg, model je vise upotrebljav.

### 27. Numeričko izračunavanje izlaza linearog vremenski diskretnog modela u prostoru stanja

Dat je Linearan vremenski diskretan model u prostoru stanja:

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ex(k) + Fu(k) \\ y(k) &= Cx(k) + Du(k) \end{aligned}$$

Gde su signali vremenski diskretni:  $x$  – promenljive stanja,  $u$  – ulazi,  $y$  – izlazi

- Na osnovu (\*\*) odziv u trenutku  $t = kT$  je
 
$$(\text{**}) \quad \mathbf{x}(t) = \Phi(t) \cdot \mathbf{x}(0) + \int_0^t \Phi(t - \tau) \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(\tau) d\tau$$

$$\mathbf{x}(kT) = \Phi(kT) \cdot \mathbf{x}(0) + \int_0^{kT} \Phi(kT - \tau) \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(\tau) d\tau$$
  - a u narednom trenutku  $t = kT + T$  je
 
$$\mathbf{x}(kT + T) = \Phi(kT + T) \cdot \mathbf{x}(0) + \int_0^{kT} \Phi(kT + T - \tau) \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(\tau) d\tau + \int_{kT}^{kT+T} \Phi(kT + T - \tau) \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(\tau) d\tau$$
  - Na osnovu osobine:  $\Phi(a + b) = \Phi(a) \cdot \Phi(b)$ 

$$\mathbf{x}(kT + T) = \Phi(T) \cdot \left( \Phi(kT) \cdot \mathbf{x}(0) + \int_0^{kT} \Phi(kT - \tau) \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(\tau) d\tau \right) + \int_{kT}^{kT+T} \Phi(kT + T - \tau) \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(\tau) d\tau$$
  - period  $[kT, kT + T]$  je dovoljano kratak da možemo smatrati da je  $\mathbf{u}(kT)$  nepromenljivo tokom tog perioda.
- $\mathbf{x}(kT + T) = \Phi(T) \cdot \mathbf{x}(kT) + \left( \int_{kT}^{kT+T} \Phi(kT + T - \tau) d\tau \right) \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(kT)$
- Rešavanje se nastavlja uvođenjem smena ...
    - Prva smena:  $q = \tau - kT$
    - $\int_{kT}^{kT+T} \Phi(kT + T - \tau) d\tau = \int_0^T \Phi(T - q) dq$
    - i još jedna smena:  $y = T - q$
    - $\int_0^T \Phi(T - q) dq = - \int_T^0 \Phi(y) dy = \int_0^T \Phi(y) dy$
  - Konačno:
- $\mathbf{x}(kT + T) = \Phi(T) \cdot \mathbf{x}(kT) + \left( \int_0^T \Phi(t) dt \right) \cdot \mathbf{B} \cdot \mathbf{u}(kT)$
- tj.
- $$\mathbf{x}(k + 1) = \mathbf{E} \cdot \mathbf{x}(k) + \mathbf{F} \cdot \mathbf{u}(k)$$

$$\mathbf{E} = \Phi(T)$$

$$\mathbf{F} = \left( \int_0^T \Phi(t) dt \right) \cdot \mathbf{B}$$

## 28. Numerički postupak dobijanja linearog vremenski diskretnog modela u prostoru stanja

28.1 Linearan kontinualan model u prostoru stanja.

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = A\mathbf{x}(t) + B\mathbf{u}(t)$$

$$\mathbf{y}(t) = C\mathbf{x}(t) + D\mathbf{u}(t)$$

Gde su signali vremenski kontinulni:  $x$  – promenljive stanja,  $u$  – ulazi,  $y$  – izlazi

28.2 Linearan diskretan model u prostoru stanja.

$$x(k + 1) = E\mathbf{x}(k) + F\mathbf{u}(k)$$

$$y(k) = C\mathbf{x}(k) + D\mathbf{u}(k)$$

Gde su signali vremenski diskretni:  $x$  – promenljive stanja,  $u$  – ulazi,  $y$  – izlazi

28.3 Primeniti izraz  $x(t) = F(t)x(0) + \dots$  i odrediti (izvesti) matrice vremenski diskretnog modela.

#### 4.1.5 Numerički postupak za vremensku diskretizaciju modela

Postupak računanja matrica  $E$  i  $F$  se znatno pojednostavljuje ako je matrica  $A$  u dijagonalnoj formi, te se stoga traži matrica  $P$  koja uvođe nove promenljive stanja tako da se postojeći model transformiše u model gde je matrica sistema u dijagonalnoj formi.

Kada se uvede smena

$$x(t) = P \cdot \tilde{x}(t) \quad (4.25)$$

promena novouvedenih promenljivih stanja se može opisati sa

$$\begin{aligned} \dot{\tilde{x}}(t) &= P^{-1}\dot{x}(t) = P^{-1}AP\tilde{x}(t) + P^{-1}Bu(t) \\ \dot{\tilde{x}}(t) &= \tilde{A}\tilde{x}(t) + \tilde{B}u(t) \end{aligned} \quad (4.26)$$

gde su matrice transformisanog modela

$$\begin{aligned} \tilde{A} &= P^{-1}AP \\ \tilde{B} &= P^{-1}B. \end{aligned} \quad (4.27)$$

Kako je ranije napomenuto, namera je da se dobije matrica sistema u dijagonalnoj formi (van glavne dijagonale matrice su svuda nule)

$$\tilde{A} = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & 0 \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_n \end{bmatrix} \quad (4.28)$$

jer se time pojednostavljuje izračunavanje fundamentalne matrice i ona postaje

$$\Phi(T) = e^{\tilde{A}T} = \begin{bmatrix} e^{\lambda_1 T} & & & 0 \\ & e^{\lambda_2 T} & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & e^{\lambda_n T} \end{bmatrix}. \quad (4.29)$$

Da bi se ovo postiglo, potrebno je odrediti matricu  $P$ , tj. rešiti matričnu jednačinu

$$AP = P\tilde{A}. \quad (4.30)$$

Za rešavanje ove jednačine, matrica  $P$  se predstavlja preko vektora kolona  $p_i$  nazvanih svojstveni vektori matrice  $A$ , dok su  $\lambda_i$  označene svojstvene vrednosti matrice  $A$

$$A[p_1 \ p_2 \ \dots \ p_n] = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_n] \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & 0 \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_n \end{bmatrix} \quad (4.31)$$

i dobija se  $n$  nezavisnih relacija

$$Ap_i = p_i \lambda_i, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (4.32)$$

Prethodna jednačina se može napisati kao

$$(A - \lambda_i I)p_i = 0, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (4.33)$$

I njeno netrivijalno rešenje se dobija iz uslova

$$\det(A - \lambda I) = 0. \quad (4.34)$$

Kada je poznata matrica  $P$ , mogu se odrediti i tražene matrice  $E$  i  $F$ . Primenom Laplasove transformacije na (4.26) nastaje

$$\begin{aligned} sI\tilde{X}(s) - \tilde{x}_0 &= \tilde{A}\tilde{X}(s) + \tilde{B}U(s) \\ \tilde{X}(s) &= (sI - \tilde{A})^{-1}\tilde{x}_0 + (sI - \tilde{A})^{-1}\tilde{B}U(s) \\ P^{-1}X(s) &= (sI - \tilde{A})^{-1}P^{-1}x_0 + (sI - \tilde{A})^{-1}\tilde{B}U(s) \\ X(s) &= P(sI - \tilde{A})^{-1}P^{-1}x_0 + P(sI - \tilde{A})^{-1}\tilde{B}U(s). \end{aligned} \quad (4.35)$$

Poređenjem sa (4.8) dobija se tzv. *rezoventna matrica*

$$R(s) = (sI - A)^{-1} = P(sI - \tilde{A})^{-1}P^{-1} \quad (4.36)$$

i nakon primene inverzne Laplasove transformacije nastaje fundamentalna matrica

$$\Phi(t) = P\mathcal{L}^{-1}\{(sI - \tilde{A})^{-1}\}P^{-1} = Pe^{\tilde{A}t}P^{-1}. \quad (4.37)$$

Odatle je

$$E = \Phi(T) = Pe^{\tilde{A}T}P^{-1}, \quad (4.38)$$

a

$$\begin{aligned} F &= \left( \int_0^T e^{\tilde{A}t} dt \right) B = \left( \int_0^T Pe^{\tilde{A}t}P^{-1} dt \right) B = P \left( \int_0^T e^{\tilde{A}t} dt \right) P^{-1} B \\ &= P\tilde{A}^{-1}(e^{\tilde{A}T} - I)P^{-1}B. \end{aligned} \quad (4.39)$$

28.4 Koje su pretpostavke uvedene u prethodnom izvođenju?

- Ulazi su konstantne vrednosti tokom perioda odabiranja.
- Izlazi se mogu izracunati samo u  $t = kT$  trenutku.

28.5 Pogodna transformacija da bi se lakše izračunale matrice.

Postupak računanja matrica E i F se pojednostavljuje ako je matrica A u dijagonalnoj formi, pa se traži matrica P koja uvodi nove promenljive stanja tako da se postojeći model transformiše u model gde je matrica u dijagonalnoj formi.

Uvodimo smenu :  $x(t) = P \cdot \tilde{x}(t)$

Promena novouvedenih promenljivih stanja se opisuje sa :

$$\dot{\tilde{x}}(t) = P^{-1}\dot{x}(t) = P^{-1}AP\tilde{x}(t) + P^{-1}Bu(t)$$

odnosno

$$\dot{\tilde{x}}(t) = \tilde{A}\tilde{x}(t) + \tilde{B}u(t)$$

gde su matrice transformisanog modela :

$$\tilde{A} = P^{-1}AP$$

$$\tilde{B} = P^{-1}B$$

28.6 Na osnovu kog izraza se računaju sopstvene vrednosti matrica?

$$\det(A - \lambda I) = 0$$

$\lambda_i$  su svojstvene vrednosti matrice A

28.7 Kako perioda odabiranja utiče na matrice?

Perioda odabiranja ne utice na tacnost dobijenog ponašanja, ali utice na rezoluciju u vremenu.

28.8 Čemu su jednake svojstvene vrednosti dijagonale matrice?

Polinom n-tog stepena po Lambda koji za resenje daje Lambda koje se nalazi na glavnoj dijagonali.

## 29. Dinamički modeli prvog i drugog reda. Uticaj lokacije polova funkcije prenosa na njen odziv.

Dinamički model opisuje ponašanje sistema u prelaznim procesima, tj. opisuje promene promenljivih tokom vremena, te time sadrži izvode zavisno promenljivih.

## 29.1 Šta je funkcija prenosa?

Funkcija prenosa je odnos Laplasovih transformacija izlaznog  $Y(s) = \mathcal{L}\{y(t)\}$  i ulaznog signala  $U(s) = \mathcal{L}\{u(t)\}$  (vremenski kontinualnih) kada su početne vrednosti nula.

$$\frac{Y(s)}{U(s)} = W(s)$$

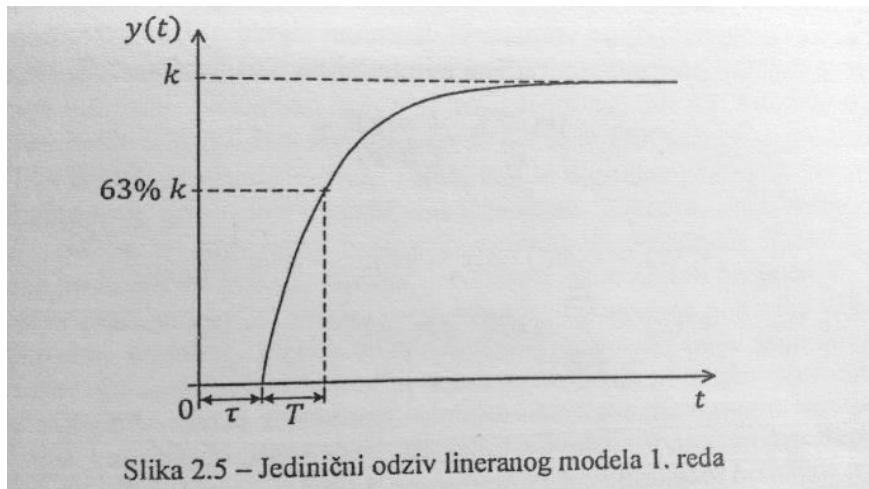
## 29.2 Model 1. reda - formula.

Ponašanje sistema prvog reda je najjednostavnije i funkcija prenosa koja ih opisuje ima oblik:

$$G(s) = \frac{k}{1+Ts} e^{-\tau s}$$

gde je  $\tau$  – vremensko kашњење,  $T$  - временска константа, a  $k$  - његово појачање.

## 29.3 Odziv modela na jediničnu pobudu - grafik.



## 29.4 Kašnjenje modela 1. reda.

Funkcija prenosa se mnozi sa  $e^{-\tau u^* s}$  gde tau predstavlja vremensko kasnjenje.

## 29.5 Model 2. reda - formula.

Ponašanje linijskog sistema другог reda se može opisati funkcijom prenosa:

$$G(s) = \frac{k\omega_n^2}{s^2 + 2\xi\omega_n s + \omega_n^2} e^{-\tau s}$$

gde je  $k$  – statičko poјачање,  $\omega_n$  - непригушена природна учестаност и  $\xi$  – кофицијент пригушења. У зависности од вредности кофицијента пригушења одзив система на јединичну побуду уз нулте почетне услове је:

29.6 Kritično aperiodičan odziv.

$$\xi = 1$$

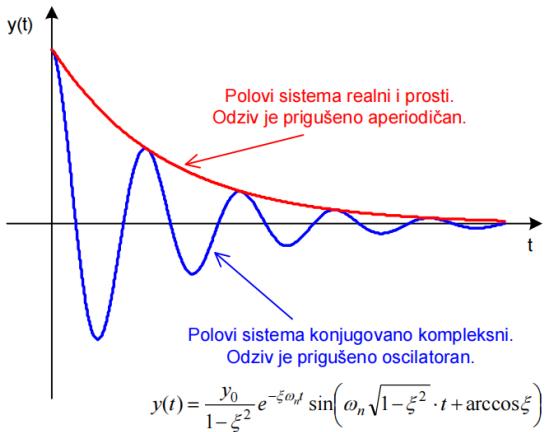
29.7 Prigušeno periodičan odziv + grafik.

$$0 < \xi < 1$$

29.7.1 Periodican

$$\xi = 0$$

Prigušen odziv sistema



29.8 Aperiodičan odziv.

$$\xi > 1$$

29.9 Predstava funkcije prenosa.

Faktorizovan oblik:

$$W(s) = \frac{P(s)}{Q(s)} = k \frac{(s - r_1)(s - r_2) \dots (s - r_m)}{(s - t_1)(s - t_2) \dots (s - t_n)}$$

gde su:

- $k$  – pojačanje ( $k = b_m$ )
- $r_1, r_2, \dots, r_m$  su **nule** sistema tj. korenji polinoma brojilaca  $P(s)$
- $t_1, t_2, \dots, t_n$  su **polovi** sistema  $(s - t_1)(s - t_2) \dots (s - t_n)$

Funkcija prenosa se realizuje kao količnik polinoma po  $s$ .

$$W(s) = \frac{P(s)}{Q(s)} = \frac{p_n s^m + \dots + p_1 s + p_0}{s^n + \dots + q_1 s + q_0}, m \leq n$$

### 30. Numeričko rešavanje algebarskih jednačina. Tipovi problema.

#### Metoda najmanjih kvadrata.

30.1 Kako izgleda linearan model u prostoru stanja?

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) &= Cx(t) + Du(t)\end{aligned}$$

Gde su signali vremenski kontinulni:  $x$  – promenljive stanja,  $u$  – ulazi,  $y$  - izlazi

30.2 Kako izgleda rešenje ako je sistem određen (regularan)?

Kada je sistem odredjen ( $n = m$ ) tj.kad je broj nepoznatih jednak broju jednacina , onda postoji jedno resenje, tj. jedan skup od  $n$  vrednosti.

30.3 Kako izgleda rešenje ako sistem nije određen?

Kada je sistem neodredjen ( $n \neq m$ ), onda resenje nije jednoznačno, i ne mora da postoji resenje.

Koristi se metoda najmanjih kvadrata.

30.4 Koja se metoda koristi ako je sistem preodređen? Definisati.

Koristi se metoda najmanjih kvadrata.

- Uvedu se greške jednačina  $e_1, e_2, \dots$ :

$$\begin{aligned}a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n - b_1 &= e_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n - b_2 &= e_2 \\ &\dots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mn}x_n - b_m &= e_m\end{aligned}$$

- Ukupno odstupanje:

$$\mathcal{J} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m e_k^2$$

- Problem postaje

$$\min_x \mathcal{J} = \min_x \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m e_k^2 = \min_x \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (a_{k1}x_1 + a_{k2}x_2 + \dots + a_{kn}x_n - b_k)^2$$

...

- Potreban uslov za minimum  $\mathcal{J} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m e_k^2$  je  $\nabla \mathcal{J} = \mathbf{0}$
- tj.

$$\frac{\partial \mathcal{J}}{\partial x_i} = 0, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$\nabla \mathcal{J} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathcal{J}}{\partial x_1} \\ \frac{\partial \mathcal{J}}{\partial x_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial \mathcal{J}}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

Kad se sredi Jakobijan =>

$$\underline{x} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b}$$

Pseudoinverzija matrice A:

$$\mathbf{A}^* = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T$$

30.5 Kako gradijentni metod obezbeđuje smanjenje funkcije cilja?

Da bi se  $J$  (odstupanje) smanjivalo iz iteracije u iteraciju, potrebno je da je  $J(x_{k+1}) < J(X_k)$ .

Zbog toga se usvaja deltaX.

$$\Delta x_k = -h \cdot \nabla \mathcal{J}(x_k), \quad h > 0$$

Ovim uslovom za  $h$  postizemo da drugi sabirak u jednacini

$$J(x_{k+1}) = J(x_k + \Delta x_k) \approx J(x_k) + \nabla^T \mathcal{J}(x_k) \cdot \Delta x_k$$

Bude negativan.

30.6 Kako Levenberg-Markartov podešava  $\lambda$ ?

$\lambda_k$  se koriguje u svakoj iteraciji  $k$  na osnovu tekuće  $\mathcal{J}_k$  i prethodne  $\mathcal{J}_{k-1}$  vrednosti funkcije cilja  $\mathcal{J}_k = \frac{1}{2} \mathbf{f}^T(x_k) \mathbf{f}(x_k)$

$$\lambda_k = \nu \lambda_{k-1} \text{ za } \mathcal{J}_k \geq \mathcal{J}_{k-1}$$

$$\lambda_k = \frac{1}{\nu} \lambda_{k-1} \text{ za } \mathcal{J}_k < \mathcal{J}_{k-1}$$

$$\nu > 1$$

30.7 Šta znači šta u konačnom izrazu kod Gaus-Njutnovog algoritma?

$$\Delta x_k = -(\mathbf{J}^T(x_k) \mathbf{J}(x_k))^{-1} \mathbf{J}^T(x_k) \mathbf{f}(x_k)$$

$x$  je vektor promenljivih koje se traže,  $\Delta x_k$  je korekcija u  $k$  toj iteraciji itrativnog postupka

$\mathbf{f}(x_k) = \mathbf{0}$  je sistem jednačina koji se rešava

$\mathbf{J}(x_k)$  je Jakobijan, tj.  $\nabla \mathbf{f}(x_k)$

- Jakobijan - izvodi svih funkcija po svim x

30.8 Od koje funkcije cilja kreće MNK?

$$\mathcal{J} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m e_k^2$$

30.9 Njutnovo  $\Delta x$  izvođenje.

Problem:  $f(x) = 0$

$$x_{k+1} = x_k + \Delta x_k, \quad k = 0, 1, \dots$$

$$f(x_k + \Delta x_k) \approx f(x_k) + f'(x_k) \Delta x_k = 0$$

$$\Delta x_k = -\frac{f(x_k)}{f'(x_k)}$$

Kriterijumi zaustavljanja:

$|\Delta x_k| \leq \varepsilon_x$  promena zavisno promenljive je dovoljno mala, manja od zadatog  $\varepsilon_x$

$f(x_k)^2 \leq \varepsilon_f$  vrednost funkcije je bliska nuli,  $f^2$  manja od zadatog  $\varepsilon_f$

$k > k_{max}$  broj iteracija je veći od propisanog  $k_{max}$

30.10 Kako funkcioniše korak kod Gradijentnog algoritma?

Brzo napredovanje u početnim iteracijama, ali sporo na kraju u okolini optimuma.

Veliki broj iteracija.

Pravi veliki broj iteracija jer su izvodi u okolini cilja (minimuma) veoma mali pa je malo  $\Delta x_k$ .

## 31. Numeričko rešavanje običnih diferencijalnih jednačina: problem, Ojlerove metode

### Obične diferencijalne jednačine (ODJ)

- engl. *Ordinary Differential Equation* (ODE)
- U matematici ODJ je jednačina koju čini funkcija jedne nezavisne promenljive i njenih izvoda.
- Veoma su česte u modelovanju dinamičkih sistema
  - U simulacijama nezavisno promenljiva je vreme  $t$

- Generalna definicija ODJ:

$$y^{(n)} = f(t, y, y', y'', y''', \dots, y^{(n-1)}) \quad \text{Eksplicitna forma}$$

ili

$$f(t, y, y', y'', y''', \dots, y^{(n-1)}, y^{(n)}) = 0 \quad \text{Implicitna forma}$$

gde je:

$$y' = \frac{dy}{dt}, y'' = \frac{d^2y}{dt^2}, \dots, y^{(n)} = \frac{d^n y}{dt^n}$$

## Linearna ODJ

- Linearna ODJ sadrži linearnu kombinaciju izvoda zavisno promenljive  $y$

$$y^{(n)} = \sum_{i=0}^{n-1} a_i(t) \cdot y^{(i)} + r(t)$$

ili

$$y^{(n)} = a_{n-1}y^{(n-1)} + \dots + a_1y' + a_0y + r(t)$$

- Linearne ODJ se rešavaju na poseban način koji je dosta jednostavniji od opštег postupka.

## Svođenje ODJ na sistem DJ 1. reda

- Svaka ODJ se može napisati kao ekvivalentan sistem običnih diferencijalnih jednačina 1. reda.

- Jedan od načina za takvu transformaciju je uvođenje smena

$$y_k = y^{(k-1)}, \quad k = 1, 2, \dots, n$$

- Dobija se:

ili zapisano u vektorskom obliku:

$$\begin{aligned} y'_1 &= y_2 \\ y'_2 &= y_3 \\ &\dots \\ y'_{n-1} &= y_n \\ y'_n &= f(t, y_1, \dots, y_n) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \mathbf{y}' &= f(t, \mathbf{y}) \\ \mathbf{y} &= \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \mathbf{y}' = \begin{bmatrix} y'_1 \\ y'_2 \\ \vdots \\ y'_n \end{bmatrix}, \mathbf{f} = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ \vdots \\ f_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_2 \\ y_3 \\ \vdots \\ f(t, y_1, \dots, y_n) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Problem:

$$\frac{dy}{dt} = f(y, t), \quad y(t_0) = y_0$$

Rešenje:

- polazi se od poznatih  $(t_0, y_0)$  i sukcesivno računaju parovi  $(t_i, y_i)$  za  $i = 1, 2, \dots$
- Iterativan račun se sprovodi "korak-po-korak", gde se  $(t_{i+1}, y_{i+1})$  računa na osnovu prethodno sračunatog  $(t_i, y_i)$ .

Ojler:

U svakoj iteraciji :

$$y_{i+1} = y_i + \frac{dy_i}{dt} h + \left( \frac{dy_{i+1}}{dt} - \frac{dy_i}{dt} \right) \frac{h}{2}$$

Računanje izvoda traži vrednost  $y_{i+1}$  koju još ne znamo!

1. Uvodi se predviđena (*predicted*) vrednost

$$y_{i+1}^p = y_i + \frac{dy_i}{dt} h$$

metod 1. reda  
(ako se ne radi drugi korak)

2. I ona se koriguje

$$\varepsilon_i = \left( \frac{dy_{i+1}^p}{dt} - \frac{dy_i}{dt} \right) \frac{h}{2}$$

Korekcija, a ujedno i procena greške

$$y_{i+1}^c = y_{i+1}^p + \varepsilon_i$$

metod 2. reda

## 32. Numeričko rešavanje običnih diferencijalnih jednačina: Ojlerova metoda i promenljivi korak integracije

32.1 Definicija Ojlerovog.

Problem:

$$\frac{dy}{dt} = f(y, t), \quad y(t_0) = y_0$$

U svakoj iteraciji :

$$y_{i+1} = y_i + \frac{dy_i}{dt} h + \left( \frac{dy_{i+1}}{dt} - \frac{dy_i}{dt} \right) \frac{h}{2}$$

Računanje izvoda traži vrednost  $y_{i+1}$  koju još ne znamo!

1. Uvodi se predviđena (*predicted*) vrednost

$$y_{i+1}^p = y_i + \frac{dy_i}{dt} h$$

metod 1. reda  
(ako se ne radi drugi korak)

2. I ona se koriguje

$$\varepsilon_i = \left( \frac{dy_{i+1}^p}{dt} - \frac{dy_i}{dt} \right) \frac{h}{2}$$

Korekcija, a ujedno  
i procena greške

$$y_{i+1}^c = y_{i+1}^p + \varepsilon_i$$

metod 2. reda

32.2 Osnovna ideja.

Zasnovan je na određivanju  $y_{i+1}$  koje se može odrediti na osnovu razvoja u Tejlorov red u okolini tacke  $(t_i, y_i)$

32.3 Koji su početni elementi?

$y_i$  je izracunata vrednost na osnovu  $t_i$  i znamo izvod  $f(y_i, t_i)$ ,  $\Rightarrow$  treba da se odredi  $y_{i+1}$

32.4 Procenjena vrednost.

$$y_{i+1}^p = y_i + \frac{dy_i}{dt} h$$

32.5 Korigovana vrednost.

$$y_{i+1}^c = y_{i+1}^p + \varepsilon_i$$

$$\varepsilon_i = \left( \frac{dy_{i+1}^p}{dt} - \frac{dy_i}{dt} \right) \frac{h}{2}$$

Korekcija, a ujedno  
i procena greške

32.6 Šta je problem kod fiksnog koraka integracije?

Ne može da se prilagodjava po iteracijama, i samim tim je manje efikasan.

\*Numericko resenje sa manjim korakom ima manju gresku.

### 32.7 Kako se ispravlja korak integracije?

Na osnovu velicine korekcije mozemo prilagoditi korak  $h$ .

- za veliko  $\varepsilon$  smanjiti korak, a
- za malo  $\varepsilon$  povećati korak

### 32.8 Formula za $\varepsilon$ .

$$\varepsilon_i = \left( \frac{dy_{i+1}^p}{dt} - \frac{dy_i}{dt} \right) \frac{h}{2}$$

← Korekcija, a ujedno  
i procena greške

### 32.9 Dobra osobina fiksnog koraka.

Uvek znamo vrednost pa je racunanje jednostavnije.

## 33. Numeričko rešavanje običnih diferencijalnih jednačina – Runge-Kuta metode

33.1 Opiši šta radi, koji je cilj, od čega kreće, šta je poznato.

Resava ODJ 1. reda.

Uopstili su Ojlerov postupak i uveli su vise clanova koji bolje aproksimiraju trazenu vrednost  $y$ . Ako koristimo 2 clana onda se govori o metodama 2. reda itd.

Pretpostavili su da postoje neke konstante koje se koriste u proracunu i da to ne moraju da budu tacne vrednosti koje je stavio Ojler.

Poznato je  $y_i$  u  $t_i$  trenutku i izvod  $f(y_i, t_i)$

Trazi se  $y_{i+1}$

### 33.2 Kako Runge-Kuta rešava diferencijalne jednačine višeg reda?

Jednacine se prepisu u sistem n diferencijalnih jednacina prvog reda, uvodi se n promenljivih. Koliko ima jednacina u sistemu, toliko ce biti i promenljivih.

### 33.3 Kako bi Runge-Kuta realizovao Ojlerovu jednačinu drugog reda?

RK uvodi tri konstante  $c_1, c_2, a_2$

$$y_{i+1} = y_i + c_1 k_1 + c_2 k_2$$

$$k_1 = f(y_i, t_i)h$$

$$k_2 = f(y_i + a_2 k_1, t_i + a_2 h)h$$

Dobijamo sistem 2 jednacine sa 3 nepoznate, tako da postoji vise resenja za  $c_1 c_2 a_2$

### 33.4 Kruti modeli.

Kod krutih problema neke promenljive stanja se mogu menjati vrlo sporo u odnosu na interval simulacije, a druge mnogo brze.

Metode koje nisu dizajnirane za krute probleme nisu efikasne jer ne primenjuju mali korak integracije.

### 33.5 Dobre i loše osobine.

Dobre - bolja aproksimacija od Ojlerovog.

Lose - metode 2. reda nemaju tacnost, pa se koriste metode 3. reda.

### 33.6 Gde su aproksimacije?

Aproksimacije su u visim redovima Tejlorovog reda.

### 33.7 Šta znači Runge-Kuta 45?

Runge-Kuta 45 predstavlja metodu 4-5 reda.

Kada se iz Tejlorovog reda uzme prvih 5 sabiraka, dobijaju se Runge Kuta 45.

## 34. Strukturni blok dijagram sistema automatskog upravljanja. Algebra funkcija prenosa

34.1 Šta je strukturni blok dijagram i koji su njegovi elementi?

SBD je graficka predstava matematickog modela.

Elementi: signali, grane, cvorovi, sabiraci.

### 34.2 Osnovne transformacije.

- Transformacije:

- Redna veza
- Paralelna veza
- Povratna sprega

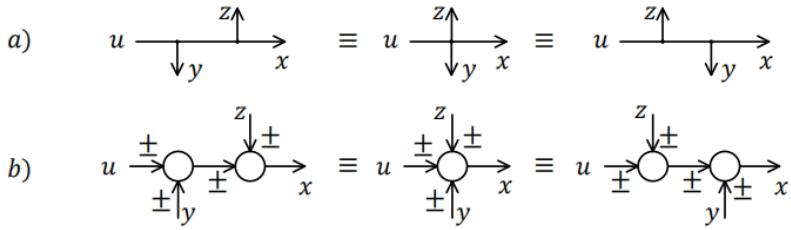
$$a) \quad u \rightarrow [G_1] \xrightarrow{z} [G_2] \rightarrow y \quad \equiv \quad u \rightarrow [G_1 G_2] \rightarrow y$$

$$b) \quad u \begin{cases} \rightarrow [G_1] \\ \rightarrow [G_2] \end{cases} \xrightarrow{+/-} y \quad \equiv \quad u \rightarrow [G_1 \pm G_2] \rightarrow y$$

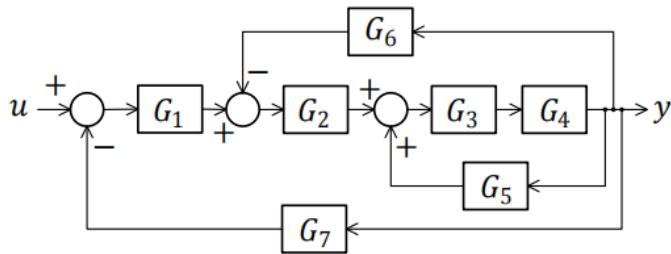
$$c) \quad u \xrightarrow{\pm e} [G_1] \rightarrow y \quad \equiv \quad u \rightarrow \left[ \frac{G_1}{1 \mp G_1 G_2} \right] \rightarrow y$$

- Pravilo: isti odnos ulaz-izlaz pre i posle transformacije!

### 34.3 Trivijalne transformacije.



### 34.4 Primer blok dijagrama



Koristimo ih kad zelimo da uprostimo strukturalni blok dijagrama kako bismo dosli do funkcije prenosa.  
Zelimo dobiti model celog sistema. Ukoliko ne mozemo da iskoristimo neku od osnovnih transformacija, moramo da koristimo trivijalne (jednostavne).

## Softver (Julia)

### 35. Rad sa matricama i vektorima (nizovi, torke, opsezi, matrice, operacije).

#### 35.1 Šta je opseg?

Julia omogućava jednostavno generisanje rastućih ili opadajućih nizova ekvidistantnih vrednosti upotreboom opsega.

Opsezi su definisani kao posebni tipovi u programskom jeziku Julia i definišu se upotrebom operatora ":", kojim se formira sekvenca brojeva u zadatim granicama zatvorenog intervala.

#### 35.2 Staviti poslednju vrstu matrice na početak.

```
A = round.(10*randn(5,5))
A[1,:] .= A[end,:]
```

### 35.3 Transformacije matrice.

Inverzna matrica inv  
Determinanta matrice det  
Transponovanje matrice '  
Faktorizacija matrice factorize

### 35.4 Razlika između nizova i torki.

Torce su slicne nizovima, ali se njihove vrednosti ne mogu menjati nakon inicijalizacije.

### 35.5 Ostaviti samo parne kolone u matrici.

```
A = A[:,2:2:end]
```

### 35.6 MNK.

U juliji se metoda najmanjih kvadrata realizuje operatorom desnog deljenja.

Ako je jednacina  $b = x * A \Rightarrow x = b / A$

Ako je jednacina  $b = A * x \Rightarrow x = A \setminus b$

## 36. Kontrola toka programa. Funkcije.

### 36.1 Koje su ključne reči?

global, for, while, if, elseif, else, break, continue, throw, try, catch, end, finally...

### 36.2 Opisati zaglavje funkcije.

```
function ime(parametar)
```

Parametri se kod poziva funkcije menjaju konkretnim vrednostima - argumentima.

### 36.3 Napisati funkciju koja računa obim i površinu pravougaonika.

```
function obimPovrsina(a,b)
```

$$O = 2*a + 2*b$$

$$P = a*b$$

```
return O, P
```

```
end
```

```
o, p = obimPovrsina(5,6)
```

36.4 Modifikovati prethodnu funkciju da radi sa 1 parametrom.

```
function obimPovrsina(a, b = a)
    O = 2*a + 2*b
    P = a*b
    return O, P
end

o, p = obimPovrsina(5,6)
```

36.5 Primer prebrojive petlje.

```
for i in 1:10
    println(1)
end
```

36.6 Primer neprebrojive petlje.

Beskonacan loop:

```
while(true)
    println(1)
end
```

Konacan loop:

```
while(uslov)
    println(1)
end
```

36.7 Napisati funkciju koja kao parametre prima redom vrednosti iz skupa -1, 0, 1, inf

```
function f1(x)
...
end

x = [-1,0,1,Inf]           * Inf velikim
y = f1.(x)                  *Bitna je tacka
```

## 37. Izdvajanje podniza/submatrice. (*Data matrica sa mnogo vrsta i 3 kolone*)

37.1 Opisati teorijsko izdvajanje submatrice.

Izdvajanje submatrice iz neke postojeće matrice svodi se na izbor elemenata koji će se kopirati.

Treba definisati 2 niza od kojih se prvi odnosi na zeljene vrste a drugi na zeljene kolone.

37.2 Dodati kolonu koja je zbir prve dve kolone.

```
Zbir = A[:,1] .+ A[:,2]
A = A .+ zbir
```

37.3 Obrisati poslednje dve vrste.

`A = A[1:1:end-2, ]`

37.4 Izvući submatricu svih vrsta čiji su svi članovi u vrsti pozitivni.

\*\*\*

### **38. Matematičke i statističke funkcije za rad sa nizovima. Matrice "poznatih" vrednosti**

38.1 Nabrojati matematičke funkcije.

Sin, cos, tan, cot, log, exp, max, min

Sum, minimum, maximum, findmax, findmin, sort, findall

38.2 Koje funkcije mogu da rade i sa nizovima i sa matricama?

Sum, minimum, maximum, findmax, findmin, sort, findall

Paziti na dimenziju, posto su matrice nizovi u dve dimenzije.

38.3 Kako te funkcije rade sa nizovima?

Niz posmatraju kao matricu koja je vektor i obrnuto.

Rade sa svim elementima pojedinačno, upotrebom tacke(.) .

38.4 Kako se definišu matrice poznatih vrednosti?

Zeros, ones, rand, randn

### **39. Rešavanje sistema linearnih algebarskih jednačina upotrebom softvera. Metoda najmanjih kvadrata.**

1. Napisati Julija kod za rešavanje sistema jednačina:

$$x_1 + 2x_2 = -2.5$$

$$-x_1 + 3x_2 = 0.5$$

---

$$A = [1 \ 2; -1 \ 3];$$

$$b = [-2.5; 0.5];$$

$$x = A \setminus b$$

4. Opisan je sistem algebarskih jednačina matričnim izazom  $[x_1 \quad x_2] \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 2 & 3 \end{bmatrix} = [-2.5 \quad 0.5]$ .

Napisati kod koji nalazi rešenja.

```
A = [1 -1; 2 3];
b = [-2.5 0.5];
x = b / A
```

Objašnjenje:

Sistem jednačina je  $x \cdot A = b$ , te je rešenje  $x = b \cdot A^{-1}$ . Ne može se rešiti preko  $A^{-1} \cdot b$  jer se sistem jednačina množi sa desne strane sa  $A^{-1}$ , tj.:  $x \cdot A \cdot A^{-1} = b \cdot A^{-1}$

### 39.1 Primer linearne algebarske jednacine

$$Ax_1 + Bx_2 = \text{const.}$$

$$\text{Tj. } X_1 + 2X_2 = -2/5$$

### 39.2 Sta je regularan sistem jednacina? Navesti primer.

## Regularan sistem linearnih algebarskih jednačina

- $n == m$ ,  $\det(A) \neq 0$
- Numeričko (Julija) rešenje:

- Primer:  

$$\begin{aligned} x_1 + 2x_2 - x_3 &= -2.5 \\ -x_1 + 3x_2 + 2x_3 &= 0.5 \\ -x_1 - x_2 + x_3 &= 1.5 \end{aligned}$$

```
A = [1 2 -1; -1 3 2; -1 -1 1];
b = [-2.5; 0.5; 1.5];
x = A \ b
```

2.4999999999999996  
 -1.0  
 2.9999999999999996

### 39.3 Sta je preodredjen sistem jednacina? Navesti primer i napisati metodu kojom se resava.

$$\text{Preodredjen} \Rightarrow (A^T A)^{-1} A^T b \Rightarrow MNK$$

### Primer

$$\begin{aligned} x_1 + 2x_2 - x_3 &= -2.5 \\ -x_1 + 3x_2 + 2x_3 &= 0.5 \\ -x_1 - x_2 + x_3 &= 1.5 \\ x_1 + 2x_2 + 3x_3 &= 4 \end{aligned}$$

```
A = [1 2 -1; -1 3 2; -1 -1 1; 1 2 3];
b = [-2.5; 0.5; 1.5; 4];
x = A \ b
# x = inv(A'*A)*A'*b;
3-element Array{Float64,1}:
 0.6238317757009348
 -0.7001557632398757
 1.5950155763239875

c = A*x
4-element Array{Float64,1}:
 -2.371495327102804
 0.4657320872274133
 1.6713395638629285
 4.008566978193146

e = A*x - b;
J = e'*e
# greška
0.04711838006230538

x2 = [0.62;-0.7;1.59] # pretpostavljeno neko drugo rešenje
e2 = A*x2 - b;
J2 = e2'*e2
# sada je greška, tj. J2 > J
0.0474999999999999

J2 - J > 0
true
```

39.4 Kako glasi funkcija cilja kod metode najmanjih kvadrata?

Funkcija cilja kod MNK = Ukupno odstupanje:

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m e_k^2$$

## 40. Rešavanje običnih diferencijalnih jednačina upotrebom softvera (opis jednačina, parametri modela, izbor algoritma, parametri algoritma)

Paket "DifferentialEquations"

Postupak rešavanja ima sledeće korake:

1. definisanje problema
2. rešavanje problema
3. analiza dobijenih rezultata

- uključiti upotrebu prethodno instaliranog paketa  
`using DifferentialEquations`
- Uvesti promenljivu koja „definiše problem“  
`prob = ODEProblem(f, y0, vremenskiOpseg, p)`  
gde su:
  - `f` - funkcija koja definiše izvod(`e`),
  - `y0` - početne vrednosti zavisno promenljive,
  - `vremenskiOpseg` - posmatrani vremenski interval,
  - `p` - parametri modela.
- Numerički „rešiti problem“  
`r = solve(prob)`  
gde je `r` resenje koje sadrži:
  - `r.t` – vremenski trenuci izračunavanja
  - `r.u` – odgovarajuće vrednosti zavisno promenljivih

Primer: parametri modela pokazani:

```
using DifferentialEquations, Plots

function lotka(du,u,p,t)
    x, y = u
    α, β, γ, δ = p
    du[1] = x*(α - β*y)
    du[2] = -y*(γ - δ*x)
end

u0 = [80.0; 5.0]                      # početne veličine populacija
tspan = (0.0, 30.0)                    # simulacija 30 meseci
p = [0.7, 0.06, 0.6, 0.01]            # parametri modela
prob = ODEProblem(lotka,u0,tspan,p)
sol = solve(prob)
plot(sol,title = "Promena populacije",
     lab=["Plen" "Grabljivice"],
     xlabel="Vreme", ylabel="Broj jedinki")
```

Parametri algoritma i odabir algoritma:

## Parametri numeričkog proračuna

(ovo NISU parametri modela!)

- Parametri koji se mogu postaviti su:
  - relativna greška - `reltol` (podrazumevana vrednost je  $10^{-3}$ ),
  - apsolutna greška - `abstol` (podrazumevana vrednost je  $10^{-6}$ ),
  - frekvenciju snimanja rešenja - `saveat`,
  - pamćenje samo krajnje tačke rešenja (`save_everystep=false`)
  - korak integracije - `dt`, maksimalni korak - `dtmax`, minimalni korak - `dtmin`

Način postavljanja:

```
r = solve(problem, saveat = 0.01, abstol = 1e-9, reltol = 1e-6)
```

- Funkciji `solve` se može postaviti numerički algoritam za rešavanje ODJ, poput:

- `BS3()` – varijanta Runge-Kutta 23
- `DP5()` ili `Tsit5()` – varijante Runge-Kutta 45
- `Rosenbrock23()` – modifikovan Runge-Kutta 23 za krute probleme, itd.

```
r = solve(problem, Tsit5(), saveat=1.0, abstol=atol, reltol=rtol)
```

## Softverske biblioteke (ControlSystems)

### 41. Softverska biblioteka: načini predstavljanja modela, konverzije.

41.1 Sta je neophodno znati, sta je LTI?

LTI - tip objekta (Linear Time Invariant) - njega nasledjuju sve sledeće funkcije:

`ss` - matematički model u prostoru stanja

`tf` - funkcija prenosa preko kolicnika polinoma

`zpk` - funkcija prenosa preko nula, polova i pojicanja

41.2 Kako se formira model?

1. formiramo matrice:

```
A = randn(5,5)
```

```
B = randn(5,5)
```

```
C = randn(5,5)
```

```
D = randn(5,5)
```

2. Formiramo model

\* ako je vremenski diskretan - dodamo i periodu

perioda = 0.025

model = ss(A, B, C, D, perioda)

3. Formiramo fju prenosa

Prvo moramo napraviti polinome p i q

P = 3

Q = [1 1.25 9]

fjaPrenosa = tf(P,Q,perioda)

Ako cemo preko zpk da pravim f-ju prenosa: Napisemo nule, polove i pojicanje

```
Nule = []
Polovi = [1 1.25]
Pojacanje = [3.8]
```

```
Hm = zpk(Nule, Polovi, Pojacanje)
#Hm = zpk(fjaPrenosa)    mozemo i ovako da je dobijemo
```

41.3 Kako konvertujemo iz kontinualnog u diskretni?

Koriscenjem c2d funkcije - kao parametre prosledimo kontinualan model i vreme odabiranja

41.4 Koje su osnovne veze ?

Series, parallel, Feedback, append,

41.5 Neki primer povratne sprege?

```
W = tf([2, 1],[1 0])
Q = feedback(W,1)
```

$Q = W_s(s)$

$$W(s) = \frac{2s+1}{s} = \frac{P(s)}{Q(s)}$$
$$W_s(s) = \frac{W}{1+W} = \frac{P(s)}{P(s)+Q(s)} = \frac{2s+1}{3s+1}$$

41.6 Kako formiramo slozene modele i fp?

Tako sto koristimo osnovne i trivijalne veze:

series, parallel, feedback, append

Redna veza, paralelna veza, povratna sprega, spajanje delova u nepovezan modela

## 42. Softverska biblioteka: analiza ponašanja modela.

42.1 Sta je neophodno znati, sta je LTI?

LTI - tip objekta (Linear Time Invariant) - njega nasledjuju sve sledece funkcije:

ss - matematicki model u prostoru stanja

tf - funkcija prenosa preko kolicnika polinoma

zpk - funkcija prenosa preko nula, polova i pojacanja

42.2 Formiramo model

1. formiramo matrice:

```
A = randn(5,5)
B = randn(5,5)
C = randn(5,5)
D = randn(5,5)
```

## 2. Formiramo model

\* ako je vremenski diskretan - dodamo I perioda= 0.025  
Model = ss(A,B,C,D,perioda)

### 3. Formiramo fju prenosa

Prvo moramo napraviti polinome p i q  
 $P = 3$   
 $Q = [1 \ 1.25 \ 9]$   
 $fjaPrenosa = tf(P,Q,perioda)$

#### 4. Napisemo nule, polove i pojasanje

```
Nule = []
Polovi = [1 1.25]
Pojacanie = [3.8]
```

Ako cemo preko zpk da pravim f-ju prenosa: Napisemo nule, polove i pojacanje  
 $\#Hm = zpk(fiaPrenosa)$  mozemo i ovako da je dobijemo

#### 42.3 Pobude na Hevisajdov signal, Dirakov impuls i slozen signal

step, impulse - konkretni signali  
Isim - prozivoljan signal

$y, t, x = \text{impulse}(\text{model}, tu)$

model - MMuPS  
tu - opseg vremena ili krajnje vreme  
y - matrica vrednosti izlaza  
t - opseg vremena  
x - matrica vrednosti promenljivih stanja

#### 42.4 Pobude na složene signale

$y, t = \text{lsim}(\text{model}, u, t, x_0)$

- model - MMuPS
- $u$  - promene ulaza za trenutke u vremenu ( $t$ )
- $x_0$  - pocetne vrednosti promenljivih stanja
- $y$  - matrica vrednosti izlaza
- $t$  - opseg vremena
- $x$  - matrica vrednosti promenljivih stanja

#### 42.5 Kako se utice na korak simulacije?

Tako sto promenimo korak u t

T=0:0.1:10 (ili Sleep funkcija)?

## 43. Softverska biblioteka: formiranje složenih linearnih modela.

### Složen model u simulacionom softveru

- Delovi modela su opisani promenljivima (objektima)
  - ss, zpk, tf, ...
- Na delove modela (promenljive) se mogu primeniti transformacije modela
  - algebra blokova funkcija prenosa je primenljiva na sve LTI tipove objekata (promenljivih)
- Postupno povezivanje delova modela:
  - redna veza: funkcija series ili operator množenja "\*"
  - paralelna veza: funkcija parallel ili operator sabiranja "+" ili oduzimanja "-"
  - povratna sprega: funkcija feedback.Pored navedenih, mogu se koristiti i operatori stepenovanja "^" i deljenja "/".
- Objedinjavanja delova u nepovezan model – append
  - Dobija se blok dijagonalna forma rezultujućeg modela

### Postupno povezivanje delova modela

- **Paralelna veza:** povezuje dva modela u paralelnoj vezi. Modeli imaju zajedničke ulaze, a izlazi im se sabiraju/oduzimaju.
  - `m = parallel(m1, m2)`
  - `m = m1 + m2` (ili operator „-“)
- **Redna veza:** povezuje dva modela u serijskoj vezi. Izlazi prvog modela se povezuju na ulaze drugog modela.
  - `m = series(m1, m2)`
  - `m = m1 * m2`
- **Povratna sprega:** povezuje dva modela u zatvorenu negativnu povratnu spregu (m1 je u direktnoj, a m2 u povratnoj grani)
  - `m = feedback(m1, m2)`
  - Alternativa: uneti izraz sa operatorima (uključujući i „//“)

Append      objedinjuje opis više modela u jedan model  
`m = append(m1, m2, ..., mn)`

## Identifikacija

### 44. Zadeh-ov opis problema identifikacije. Primena i načini sprovođenja. Postupak identifikacije.

44.1 Cime se bavi identifikacija?

Identifikacija se bavi procesom formiranja modela na osnovu posmatranja sistema i istraživanja njegovih osobina.

Bavi se organizacijom merenja i algoritama obrade mernih podataka.

Model gradimo na osnovu:

- teorije(whitebox)
- eksperimenata(blackbox)
- kombinacije(graybox)

#### 44.2 Definicija po Zadehu, sta je potrebno uraditi?

Def. : Identifikacija je odredjivanje na osnovu ulaznih i izlaznih signala procesa, modela iz odredjene klase modela, koji je ekvivalentan procesu na kome su izvršena određena merenja.

Potrebno je:

- Usvojiti strukturu ekvivalencije
- Definisati kriterijum ekvivalencije
- Izvršiti merenja

#### 44.3 Koraci identifikacije.

1. Eksperiment i prikupljanje ulazno/izlaznih podataka procesa
2. Ispitivanjem izmerenih podataka, eliminisemo/filtriramo nepotrebne
3. Definisemo klasu modela
4. Odredimo konkretni model
5. Ispituju se usvojene osobine modela
6. U slučaju greske, vracamo se korak po korak u nazad: 4->3->1,2

#### 44.4 Nacin sprovodjenja / vrste identifikacije

On-line: sprovodi se tokom rada sistema

Off-line: sprovodi se nezavisno od rada sistema

Real-time: isto kao online, samo sto se sprovodi nakon svake perioda odabiranja

#### 44.5 Sta je rezidual?

Rezidual određuje disperziju signala šuma  
 $\hat{Y} = Y - \hat{S}_Y$  gde su pojedinačne vrednosti  $\hat{Y}_i = Y_i - \hat{S}_Y$

Rezidual predstavlja ostatak nečega nakon nestanka većeg dela, u ovom slučaju disperziju šuma.

#### 44.6 Sta je identifiabilnost

Identifiabilnost je osobina modela koja se vezuje za mogućnost procene određenog modela.

#### 44.7 Sta je parametarska identifikacija?

Određivanje modela koji je poznat sa tačnošću do nepoznatih parametara.

## **45. Metode parametarske identifikacije (kratak opis linearnih i nelinearnih modela i metoda identifikacije)**

45.1 Koje metode se koriste za parametarsku identifikaciju sistema ciji je model nelinearan po nepoznatim paramterima?

Iterativne metode parametarske identifikacije imaju mogućnost identifikacije parametara sistema čiji je model nelinearan po nepoznatim parametrima.

Iterativne metode su metode kod kojih se sledeća vrednost određuje na osnovu prethodne.

Koriste se Njutnov, Gradijentni, Gaus-Njutnov i Levenberg-Markartov algoritam.

45.2 Koje metode se koriste za parametarsku identifikaciju sistema ciji je model linearan po nepoznatim paramterima?

Za identifikaciju modela linearog po nepoznatim parametrima se koriste: Metoda najmanjih kvadrata i Rekurzivna metoda najmanjih kvadrata.

45.3 Sa koja dva modela se moze opisati kasnjenje sistema?

Dinamički, linearan proces, čije se ponašanje u okolini stacionarnog stanja može opisati:

ARX modelom -  $A(z)y(k) = B(z)u(k) + v(k)$

ARMAX modelom -  $A(z)y(k) = B(z)u(k) + C(z)v(k)$

V - beli sum

Kod ARMAX-a je beli sum obojen filtriranjem sa C

45.4 Osobine belog suma

1. Vrednosti se generišu po normalnoj raspodeli.
2. Srednja vrednost je 0, a standardna devijacija 1
3. Vrednost ne zavisi od prethodnih vrednosti, tj. autokorelacija je 0 za sve pomeraje signala  $k = 1, 2, 3, \dots$

45.5 Sta je obojen sum

Obojen šum se dobija propuštanjem belog šuma kroz filter:

- a) Opisan funkcijom diskretnog prenosa
- b) Koji kombinuje nekoliko poslednjih vrednosti belog šuma.

## **46. Parametarska identifikacija i metoda najmanjih kvadrata (LS algoritam)**

- Kada je struktura modela poznata, nepoznati parametri modela se određuju na osnovu eksperimentalnih merenja, tj. ukoliko je model poznat sa tačnošću do nepoznatih parametara, tada se govori po parametarskoj identifikaciji.

- Najčešće korišćena metoda parametarske identifikacije je metoda najmanjih kvadrata.

- MNK se koristi za modele koji su linearni po nepoznatim parametrima.

- Najverovatnije vrednosti parametara su one za koje je suma kvadrata odstupanja posmatranog izlaza od izračunatog izlaza minimalna.

Mera ukupnog odstupanja se može odrediti kao srednja kvadratna greška:

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{K-1} (y_{nk} - \hat{q} \cdot u_k)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{K-1} e_k^2$$

, gde je  $\hat{q}$  sa kapicom procenjena vrednosot.

### Procena parametara je tačna kada je nepomerena i efikasna.

Procena je nepomerena kada je očekivana vrednost procene parametra jednaka tačnoj vrednosti  $E\{\hat{q}\} = q$ .

Procena parametara je efikasna kada za veliki broj merenja  $K$  važi da rasipanje procene  $E\{(q - \hat{q})(q - \hat{q})^T\} = \sigma_{\hat{q}}^2$  teži nuli, tj.  $\lim_{K \rightarrow \infty} \sigma_{\hat{q}}^2 \rightarrow 0$

Ukoliko imamo model koji je linearan po paramterima i ako model ima beli sum, tada će procena biti tacna, jer da bi procena bila nepomerena moramo imati beli sum jer je srednja vrednost jedanaka nuli.

Da bi procena bila tacna:

1) beli sum na ulazu

2) mora da bude puno merenja  $\Rightarrow$  srednja vrednost = 0 i ujedno disperzija da tezi nuli.

Matematicko očekivanje sume je beli sum tj. da je = 0. Zbog toga kad je na ulazu beli sum, bice zadovoljeno i matematicko očekivanje da je procena = q

48. Ako je model  $y(t) = q \cdot u(t)$  kako se određuje nepoznati parametar  $q$ ?

Za više parova vrednosti ulaza  $u_k$  i izmerenog izlaza  $y_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, K$  formiraju se vektori  $Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_K]^T$  i  $U = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_K]^T$ , i izračuna se  $q = (U^T U)^{-1} U^T Y$

49. Ako je model  $y(t) = q_1 u_1(t) + q_2 u_2(t)$  kako se određuju nepoznati parametri  $q_1, q_2$ ?

Za više parova vrednosti ulaza  $u_{k,1}, u_{k,2}$  i izmerenog izlaza  $y_k$ ,  $k = 1, 2, \dots, K$  formiraju se  $Y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_K]^T$  i  $U = \begin{bmatrix} u_{1,1} & u_{2,1} & \dots & u_{K,1} \\ u_{1,2} & u_{2,2} & \dots & u_{K,2} \end{bmatrix}^T$ , i izračuna se  $q = (U^T U)^{-1} U^T Y$

## 47. Identifikacija parametara ARX modela

47.1 Definisati ARX model i napisati sta je sta

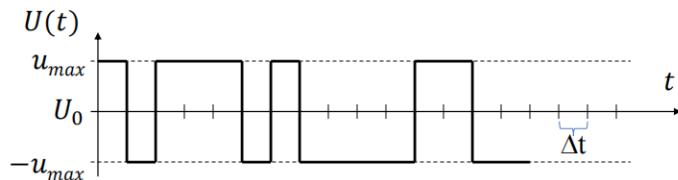
ARX je vremenski diskretan dinamički model:

$A(z)y(k) = B(z)u(k) + \nu(k)$ , gde su: izlaz  $y$ , ulaz  $u$ , beli šum  $\nu$ , a  $A(z), B(z)$  su polinomi po  $z = e^{sT}$ .

47.2 Postupak merenja ARX modela

### Postupak merenja

- izabere se nominalni radni režim ( $Y_0, U_0$ )
- u diskretnim trenucima  $t = k \Delta t$  se zadaju ulazi i mere izlazi ...  
(Napomena: perioda  $\Delta t$  se bira na osnovu teoreme o odabiranju)  
Za svaki diskretan trenutak trenutak  $k = 0, 1, \dots, K - 1$ 
  - nominalnom ulazu se doda poznata inkrementalna vrednost  $u(k)$ ,  
tj.  $U(k) = U_0 + u(k)$  se doveđe na ulaz sistema
    - kao ulaz najbolje je upotrebiti pseudoslučajni binarni signal (PRBS - *Pseudo Random Binary Signal*). Vidi sliku: Iskustveno je  $u_{max} = 0.05 U_0$ .
  - Izmeri se izlaz iz sistema  $Y(k)$  i izračuna inkrementalna vrednost izlaza  $y(k) = Y(k) - Y_0$



47.3 Cime se potvrđuju tacne vrednosti parametar?

Tacne vrednosti parametara modela potvrđuju vrednost kriterijuma optimalnosti  $J$  ako je bliza 0.

47.4 Kojom metodom se identificuju parametri ARX modela?

Metodom najmanjih kvadrata jer je izlaz linearan po nepoznatim parametrima koje množe (poznate) ranije vrednosti ulaza i izlaza. Npr.

$$y(k) = -a_1 y(k-1) - a_2 y(k-2) + b_1 u(k-1) + b_2 u(k-2) + \nu(k)$$

47.5 Sta je pseudoslučajan binarni signal?

To je vremenski diskretizovan signal sa vrednostima  $\{a, -a\}$  koje se nasumično menjaju u svakom trenutku odabiranja. Koristi se kao ulaz u identifikaciju dinamičkih modela.

47.6 Osobine belog suma?

1. Vrednosti se generišu po normalnoj raspodeli.
2. Srednja vrednost je 0, a standardna devijacija 1
3. Vrednost ne zavisi od prethodnih vrednosti, tj. autokorelacija je 0 za sve pomeraje signala  $k = 1, 2, 3, \dots$

47.7 Kako se boji beli sum?

Obojen šum se dobija propuštanjem belog šuma kroz filter:

- a) Opisan funkcijom diskretnog prenosa
- b) Koji kombinuje nekoliko poslednjih vrednosti belog šuma.

47.8 Kako kasnjenje utice na procenu parametara?

Kasnjenje je dobro poznavati, jer se tada smanjuje broj parametara B koji se identifikuju. Ako kasnjenje postoji a ne modeluje se, identifikuju se parametri B iako se zna da su mu vrednosti 0.

47.9 Cemu je jednaka procena parametara?

$$\hat{\mathbf{q}} = (\mathbf{S}^T \mathbf{S})^{-1} \mathbf{S}^T \mathbf{Y}$$

47.10 Nelinearan ARX Model

$$y(k) = f(y(k-1), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m), v(k))$$

y - izlaza

u - ulaz

v - beli sum

f - nelinearna funkcija

## 48. Identifikacija parametara ARMAX modela

48.1 Definisati ARMAX model i napisati šta je šta?

ARMAX je vremenski diskretan dinamički model:

$A(z)y(k) = B(z)u(k) + C(z)v(k)$ , gde su: izlaz  $y$ , ulaz  $u$ , beli šum  $v$ , a  $A(z), B(z), C(z)$  su polinomi po  $z = e^{sT}$ .

48.2 Kojom metodom se identificuju parametri ARMAX modela, ukratko objasniti?

Metodom najmanjih kvadrata koja se primenjuje dva puta: 1) napravi se adekvatan ARX model i procene njegovi parametri, 2) proceni se šum i odrede parametri ARMAX modela. U oba slučaja je izlaz modela linearan po nepoznatim parametrima koje množe (poznate) ranije vrednosti ulaza i izlaza (i procenjene vrednosti šuma).

48.3 Kako se proceni beli šum u identifikaciji ARMAX modela?

$$A(z)y(k) = B(z)u(k) + C(z)v(k) \text{ se podeli sa } C(z)$$

$$G(z)y(k) = H(z)u(k) + v(k), G(z) = \frac{A(z)}{C(z)}, H(z) = \frac{B(z)}{C(z)}$$

i metodom najmanjih kvadrata se identificuju parametri polinoma  $G(z)$  i  $H(z)$ .

$$\text{Izračuna se procena čuma } \hat{v}(k) = G(z)y(k) - H(z)u(k)$$

48.4 Kako u identifikaciji možemo proceniti red (stepene polinoma) AR(MA)X modela?

Proces računanja parametara modela se pokreće više puta za razne kombinacije dužina polinoma  $A$  i  $B$  i posmatra se vrednost funkcije cilja  $J$ . Dobro procenjen model ima malo  $J$  uz što manje dužine polinoma.

48.5 Sta je tacna procena parametara?

Procena parametara je tačna kada je nepomerena i efikasna.

48.5.1 Sta je dobra procena modela?

Dobro procenjen model ima malo  $J$  uz sto manje duzine polinoma.

48.6 Sta je Pseudoslucajan signal

To je vremenski diskretizovan signal sa vrednostima  $\{a, -a\}$  koje se nasumično menjaju u svakom trenutku odabiranja. Koristi se kao ulaz u identifikaciji dinamičkih modela.

48.7 ARMAX nelinearan model

- nije dobro nzm

$$y(k) = f(y(k-1), \dots, y(k-n), u(k-1), \dots, u(k-m), v(k))$$

y - izlaza

u - ulaz

v - beli sum

f - nelinearna funkcija

## 49. Identifikacija promenljivih parametara. Rekurzivni metod najmanjih kvadrata

49.1 MNK i RMNK koja je sustinska razlika

Za identifikaciju modela linearog po nepoznatim parametrima se koriste: Metoda najmanjih kvadrata i Rekurzivna metoda najmanjih kvadrata.

MNK - korisena za određivanje nepoznatih parametara modela kada parametri nisu promenljivi.

Primena metode u parametarskoj identifikaciji ima parametre  $q$  kao nepoznate promenljive. Ukoliko se ti parametri menjaju tokom vremena, onda se MNK ne može koristiti.

Tada koristimo RMNK.

RMNK ima manje dodatne pogodnosti koje se ogledaju u manjim memorijskim zahtevima - brze izvrsavanje.

### 49.2 Koje su pogodnosti RMNK

Doprinosi dodatne pogodnosti koje se ogledaju u manjim memorijskim zahtevima, brze izvrsavanje kada se posmatra potreban obim proracuna u svakom trenutku odabiranja. Pogodna je za on-line i real-time identifikaciju.

### 49.3 Formula RMNK

$$\underbrace{\hat{q}(k+1)}_{\substack{\text{tekuća} \\ \text{procena} \\ q}} = \underbrace{\hat{q}(k)}_{\substack{\text{prethod.} \\ \text{procena} \\ q}} + \underbrace{\mathbf{P}(k+1)\phi(k+1)}_{\text{korekcioni vektor}} \left( \underbrace{y(k+1)}_{\substack{\text{novo} \\ \text{merenje}}} - \underbrace{\phi^T(k+1)\hat{q}(k)}_{\text{predviđeno merenje}} \right)$$

### 49.4 Sta je kriterijum optimalnosti

Kriterijum optimalnosti je odstupanje od greske. Ukoliko je  $J = 0$ , tada ne postoji greska.

### 49.5 Koraci kod RMNK

- Koraci:
  1. priupe se nove vrednosti ulaza  $u(k+1)$  i izlaza  $y(k+1)$
  2. formiraju se  $\phi(k+1)$
  3. izračuna se  $P(k+1)$
  4. izračuna se procena parametara  $\hat{q}(k+1)$
  5. memorišu se:  $P(k) = P(k+1)$  i  $\hat{q}(k) = \hat{q}(k+1)$  za naredni trenutak odabiranja

### 49.6 Identifikacija promenljivih parametara modela:

- Ako je izlaz modela linearan po nepoznatim parametrima, onda je rekurzivna metoda najmanjih kvadrata pogodna za *on-line* parametarsku identifikaciju
- Ako se parametri modela menjaju tokom rada sistema onda je potrebno vršiti parametarsku identifikaciju u realnom vremenu.
  - Tada je pogodno dati veću važnost skorijim merenjima, a davnašnja merenja potisnuti.

Kriterijum optimalnosti koji ovo uzima u obzir:

$$J_p = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^k \rho^{k-i} (y(i) - \mathbf{U}^T(i)\mathbf{q})^2, \quad 0 < \rho \leq 1$$

gde je  $\rho$  faktor zaboravljanja (tipično je  $0.98 < \rho \leq 1$ )

– manja vrednost  $\rho$  omogućava „brže zaboravljanje“ starih merenja.

## 50. Iterativne metode parametarske identifikacije (Gaus-Njutnov algoritam)

Iterativne metode:

- Posmatra se vremenski diskretan model sistema:  
 $\mathbf{x}(k+1) = f(\mathbf{x}(k), u(k), \mathbf{q}), \quad \mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0$   
 $y(k) = \varphi(\mathbf{x}(k), u(k), \mathbf{q})$   
gde je izlaz modela nelinearan po parametrima.  
Radi jednostavnosti model ima jedan ulaz i jedan izlaz
- Određivanje parametara prema kriterijumu optimalnosti:

$$\mathcal{J}(\mathbf{q}) = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{K-1} e_k^2(\mathbf{q})$$

$$e_k(\mathbf{q}) = e(k, \mathbf{q}) = y_v(k) - y(k, \mathbf{q}), \quad k = 0, 1, \dots, K-1$$

je optimizacioni problem: traženje  $\hat{\mathbf{q}}$  minimuma za koje je  $\mathcal{J}$  minimalno.

- Rešenje  $\min \mathcal{J}$  se dobija iterativno  
 $\mathbf{q}_{n+1} = \mathbf{q}_n + \Delta \mathbf{q}_n$   
gde je  $n$  oznaka iteracije, a ne merenja!

- Početna procena parametara je  $\mathbf{q}_0$
- Kriterijum zaustavljenje algoritma:

$$\|\Delta \mathbf{q}_n\| = \sum_{i=0}^r \Delta q_i^2 < \varepsilon_q$$

ili relativan odnos

$$\left\| \frac{\Delta \mathbf{q}_n}{\mathbf{q}_n} \right\| < \varepsilon_q$$

ili

$$\mathcal{J}(\mathbf{q}_n) < \varepsilon_j$$

Dodatan uslov:  $n \leq n_{max}$

Iterativne metode parametarske identifikacije imaju mogućnost identifikacije parametara sistema čiji je model nelinearan po nepoznatim parametrima.

Koristi Njutnov, Gradijentni, Gaus-Njutnov i Levenberg-Markartov algoritam.

Sledeća vrednost se određuje na osnovu prethodne.

Funkcije osetljivosti su izvodi izlaza modela  $y$  po parametrima  $q$

$$\frac{\partial y(\mathbf{q})}{\partial q_1}, \frac{\partial y(\mathbf{q})}{\partial q_2}, \dots, \frac{\partial y(\mathbf{q})}{\partial q_r}$$

Funkcije osetljivosti se koriste radi provere osobine identifiabilnosti, kao i za određivanje parametara alritmima gde se koristi gradijent funkcije cilja (za njegovo računanje je potrebno odrediti i izvod izlaza modela po parametrima = funkcije osetljivosti).

Gaus Njutn (ponavljanje):

$$\mathcal{J}(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m f_i^2(\mathbf{x})$$

Treba definisati: 1) vektor funkcija oblika  $\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$  i 2) Jakobijan  $\nabla \mathbf{f}(\mathbf{x})$ .

Koristi:

$$\Delta \mathbf{x}_k = -(\mathbf{J}^T(\mathbf{x}_k) \mathbf{J}(\mathbf{x}_k))^{-1} \mathbf{J}^T(\mathbf{x}_k) \mathbf{f}(\mathbf{x}_k)$$

Gde je:

$\mathbf{x}$  je vektor promenljivih koje se traže,  $\Delta \mathbf{x}_k$  je korekcija u  $k$  toj iteraciji iterativnog postupka

$\mathbf{f}(\mathbf{x}_k) = \mathbf{0}$  je sistem jednačina koji se rešava

$\mathbf{J}(\mathbf{x}_k)$  je Jakobijan, tj.  $\nabla \mathbf{f}(\mathbf{x}_k)$

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial f_2}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1} & \frac{\partial f_m}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} f_1(\mathbf{x}) \\ f_2(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ f_m(\mathbf{x}) \end{bmatrix}$$

Osobine:

Brzo završavanje (konvergencija u okolini optimuma), ali moguća divergencija u početnim iteracijama. Mali broj iteracija.

Postupak se završava kada je:

- $\|\Delta \mathbf{x}_k\| < \varepsilon_x$  ili
- $\mathcal{J}(\mathbf{x}_k) < \varepsilon_J$  ili
- $k > k_{max}$

Gaus-Njutn (parametarska identifikacija)

- Gaus-Njutn algoritam

$$\Delta \mathbf{q}_n = -(\mathbf{S}^T(\mathbf{q}_n)\mathbf{S}(\mathbf{q}_n))^{-1}\nabla \mathcal{J}(\mathbf{q}_n)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \mathcal{J}}{\partial q_i} &= - \sum_{k=0}^{K-1} e(k, \mathbf{q}) \frac{\partial y(k, \mathbf{q})}{\partial q_i}, \quad i = 1, 2, \dots, r \\ \nabla \mathcal{J}(\mathbf{q}) &= \frac{\partial \mathcal{J}}{\partial \mathbf{q}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathcal{J}}{\partial q_1} \\ \frac{\partial \mathcal{J}}{\partial q_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial \mathcal{J}}{\partial q_r} \end{bmatrix} = -\mathbf{S}^T(\mathbf{q}) \mathbf{E}(\mathbf{q}) \\ \mathbf{U}(k, \mathbf{q}) &= \begin{bmatrix} \frac{\partial y(k, \mathbf{q})}{\partial q_1} & \frac{\partial y(k, \mathbf{q})}{\partial q_2} & \cdots & \frac{\partial y(k, \mathbf{q})}{\partial q_r} \end{bmatrix}^T \\ \mathbf{S}(\mathbf{q}) &= \begin{bmatrix} \mathbf{U}^T(0, \mathbf{q}) \\ \mathbf{U}^T(1, \mathbf{q}) \\ \vdots \\ \mathbf{U}^T(K-1, \mathbf{q}) \end{bmatrix}, \mathbf{E}(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} e(0, \mathbf{q}) \\ e(1, \mathbf{q}) \\ \vdots \\ e(K-1, \mathbf{q}) \end{bmatrix} \end{aligned}$$

## 51. Iterativne metode parametarske identifikacije (Gradijentni i Levenberg–Markart alg.)

Iterativne metode:

- Posmatra se vremenski diskretan model sistema:  
 $\mathbf{x}(k+1) = f(\mathbf{x}(k), u(k), \mathbf{q}), \quad \mathbf{x}(0) = \mathbf{x}_0$   
 $y(k) = \varphi(\mathbf{x}(k), u(k), \mathbf{q})$   
gde je izlaz modela nelinearan po parametrima.  
Radi jednostavnosti model ima jedan ulaz i jedan izlaz
- Određivanje parametara prema kriterijumu optimalnosti:

$$\mathcal{J}(\mathbf{q}) = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{K-1} e_k^2(\mathbf{q})$$

$$e_k(\mathbf{q}) = e(k, \mathbf{q}) = y_v(k) - y(k, \mathbf{q}), \quad k = 0, 1, \dots, K-1$$

je optimizacioni problem: traženje  $\hat{\mathbf{q}}$  minimuma za koje je  $\mathcal{J}$  minimalno.

- Rešenje  $\min \mathcal{J}$  se dobija iterativno  
 $\mathbf{q}_{n+1} = \mathbf{q}_n + \Delta \mathbf{q}_n$   
gde je  $n$  oznaka iteracije, a ne merenja!

- Početna procena parametara je  $\mathbf{q}_0$
- Kriterijum zaustavljenje algoritma:

$$\|\Delta \mathbf{q}_n\| = \sum_{i=0}^r \Delta q_i^2 < \varepsilon_q$$

ili relativan odnos

$$\left\| \frac{\Delta \mathbf{q}_n}{\mathbf{q}_n} \right\| < \varepsilon_q$$

ili

$$\mathcal{J}(\mathbf{q}_n) < \varepsilon_J$$

Dodatan uslov:  $n \leq n_{max}$

Iterativne metode parametarske identifikacije imaju mogućnost identifikacije parametara sistema čiji je model nelinearan po nepoznatim parametrima.

Koristi Njutnov, Gradijentni, Gaus-Njutnov i Levenberg-Markartov algoritam.

Sledeća vrednost se određuje na osnovu prethodne.

Funkcije osetljivosti su izvodi izlaza modela  $y$  po parametrima  $q$

$$\frac{\partial y(\mathbf{q})}{\partial q_1}, \frac{\partial y(\mathbf{q})}{\partial q_2}, \dots, \frac{\partial y(\mathbf{q})}{\partial q_r}$$

Funkcije osetljivosti se koriste radi provere osobine identifiabilnosti, kao i za određivanje parametara alritmima gde se koristi gradijent funkcije cilja (za njegovo računanje je potrebno odrediti i izvod izlaza modela po parametrima = funkcije osetljivosti).

### Примена градијентног алгоритма на параметарску идентификацију

Потребан услов оптимума:

$$\nabla J(\mathbf{q}^M) = \frac{\partial J}{\partial \mathbf{q}^M} = \mathbf{g}(\mathbf{q}^M) = 0$$

при чему градијент садржи изводе функције циља  $J$  по свим параметрима модела

$$\nabla J(\mathbf{q}^M) = \begin{bmatrix} \frac{\partial J}{\partial q_1^M} & \frac{\partial J}{\partial q_2^M} & \dots & \frac{\partial J}{\partial q_r^M} \end{bmatrix}^T \text{ и они} \quad \frac{\partial J}{\partial q_i^M} = -\sum_{k=0}^{K-1} e_k(\mathbf{q}^M) \frac{\partial y_k(\mathbf{q}^M)}{\partial q_i}, \quad i = 1, 2, \dots, r$$

Вредност параметра у  $n+1$  итерацији :  
 $\mathbf{q}_{n+1}^M = \mathbf{q}_n^M + \Delta \mathbf{q}_n^M = \mathbf{q}_n^M - h \mathbf{g}(\mathbf{q}_n^M) = \mathbf{q}_n^M + h \sum_{k=0}^{K-1} e_k(\mathbf{q}_n^M) \mathbf{U}_k(\mathbf{q}_n^M)$

Вредност функција осетљивости за  $k$ -ти узорак и текуће вредности параметра  $\mathbf{q}$

$$\mathbf{U}_k(\mathbf{q}^M) = [U_{1k}(\mathbf{q}^M) \quad U_{2k}(\mathbf{q}^M) \quad \dots \quad U_{nk}(\mathbf{q}^M)]^T$$

$h$  – директно утиче на величину промене параметара у моделу у свакој итерацији. Веће  $h$  омогућава брже приближавање оптимуму, али се може десити да се оптимум прескочи.

Малим вредностима  $h$  такав проблем се избегава или се продужава време извршавања алгоритма.

## Примена Левенберг–Маркартовог алгоритма на параметарску идентификацију

Примена Левенберг–Маркартовог алгоритма на проблем одређивања параметара нелинеарног модела се своди на кориговање вредности параметара према изразу:

$$\Delta \mathbf{q}_n = -(\mathbf{S}^T(\mathbf{q}_n)\mathbf{S}(\mathbf{q}_n) + \lambda_n \mathbf{I})^{-1} \nabla J(\mathbf{q}_n).$$

### Algoritmi (ponavljanje)

- Градијентни алгоритам  
 $\Delta \mathbf{q}_n = -h \nabla J(\mathbf{q}_n), \quad h > 0$
- Гаус-Нјутон алгоритам  
 $\Delta \mathbf{q}_n = -(\mathbf{S}^T(\mathbf{q}_n)\mathbf{S}(\mathbf{q}_n))^{-1} \nabla J(\mathbf{q}_n)$
- Лавенберг-Маркарт алгоритам  
 $\Delta \mathbf{q}_n = -(\mathbf{S}^T(\mathbf{q}_n)\mathbf{S}(\mathbf{q}_n) + \lambda_n \mathbf{I})^{-1} \nabla J(\mathbf{q}_n)$   
где се  $\lambda_n$  менја

$$\frac{\partial J}{\partial q_i} = - \sum_{k=0}^{K-1} e(k, \mathbf{q}) \frac{\partial y(k, \mathbf{q})}{\partial q_i}, \quad i = 1, 2, \dots, r$$

$$\nabla J(\mathbf{q}) = \frac{\partial J}{\partial \mathbf{q}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial J}{\partial q_1} \\ \frac{\partial J}{\partial q_2} \\ \vdots \\ \frac{\partial J}{\partial q_r} \end{bmatrix} = -\mathbf{S}^T(\mathbf{q}) \mathbf{E}(\mathbf{q})$$

$$\mathbf{U}(k, \mathbf{q}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial y(k, \mathbf{q})}{\partial q_1} & \frac{\partial y(k, \mathbf{q})}{\partial q_2} & \dots & \frac{\partial y(k, \mathbf{q})}{\partial q_r} \end{bmatrix}^T$$

$$\mathbf{S}(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} \mathbf{U}^T(0, \mathbf{q}) \\ \mathbf{U}^T(1, \mathbf{q}) \\ \vdots \\ \mathbf{U}^T(K-1, \mathbf{q}) \end{bmatrix}, \mathbf{E}(\mathbf{q}) = \begin{bmatrix} e(0, \mathbf{q}) \\ e(1, \mathbf{q}) \\ \vdots \\ e(K-1, \mathbf{q}) \end{bmatrix}$$

### Poređenje примена алгоритама

#### Решавање система нелинеарних алгебарских једначина $f_k(x) = 0$

- Укупна грешка по свим једначинама  
 $J(x) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m e_k^2(x)$
- грешка  
 $e_k(x) = f_k(x)$
- За решавање се обезбеђује
  - Вектор функција  $f_k(x)$ ,  $k = 1, 2, \dots, m$
  - Јакобијан, тј. изводи свих  $f$  по свим  $x$

#### Parametarsка идентификација нелинеарних модела

- Укупна грешка по свим мерењима  
 $J(\mathbf{q}) = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{K-1} e_k^2(\mathbf{q})$
- грешка  
 $e_k(\mathbf{q}) = y_v(k) - y(k, \mathbf{q})$
- За решавање се обезбеђује
  - Функција излаза модела  $y(k, \mathbf{q})$  и мерење излаза  $y_v(k)$
  - Функције осетљивости, тј. изводи излаза по свим параметрима  $\mathbf{q}$

## Upotreba veštačkih neuronskih mreža u modeliranju

### 52. Model veštačkog neurona i aktivacione funkcije

#### Model veštačkog neurona

- Neuron je osnovni procesni element VNM

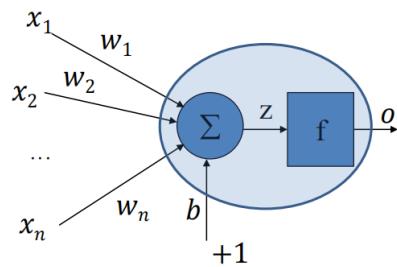
- Sadrži:

- ulaze -  $x_i$
- sinapse (težinski, ponderišući faktori ulaza)  $w_i$
- stanje aktivacije -  $z$
- izlaznu (aktivacionu) funkciju -  $f$
- jedan izlaz -  $o$
- prag -  $b$

- Podesivi parametri su:

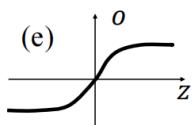
$$w_1, w_2, \dots, w_n \text{ i } b$$

$$o = f(z) = f(\sum_i w_i x_i + b)$$



#### Izlazne (aktivacione) funkcije neurona

- a) linearna
- b) pragovska funkcija
- c) semi-linearna
- d) log-sigmoidalna
- e) hiperbolični tangens (tanh)
- f) ReLU (*Rectified Linear Unit*)
- g) Leaky ReLU
- h) Maxout
- i) ELU
- ...



- a)  $f(z) = a \cdot z$
- b)  $f(z) = \begin{cases} 1, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases}$
- c)  $f(z) = \begin{cases} a, & z \geq q \\ \frac{a}{q} \cdot z, & -q \leq z \leq q \\ -a, & z \leq -q \end{cases}$
- d)  $f(z) = \frac{1}{1+e^{-z}}$
- e)  $f(z) = \frac{2}{1+e^{-z}} - 1$
- f)  $f(z) = \max(0, z)$
- g)  $f(z) = \max(0.1z, z)$
- h)  $f(z) = \max(W_1x + b_1, W_2x + b_2)$
- i)  $f(z) = \begin{cases} z, & z \geq 0 \\ \alpha(e^z - 1), & z < 0 \end{cases}$

## 53. Modeli veštačkih neuronskih mreža

Вештачке неуронске мреже (НМ) су нова технологија која решава бројне научне и инжењерске проблеме где треба пронаћи информацију на основу сложених и несигурних података. Ради се о проблемима где традиционални приступи не пружају задовољавајуће решење у: анализи сигнала, препознавању облика, управљању системима, вештачкој интелигенцији...

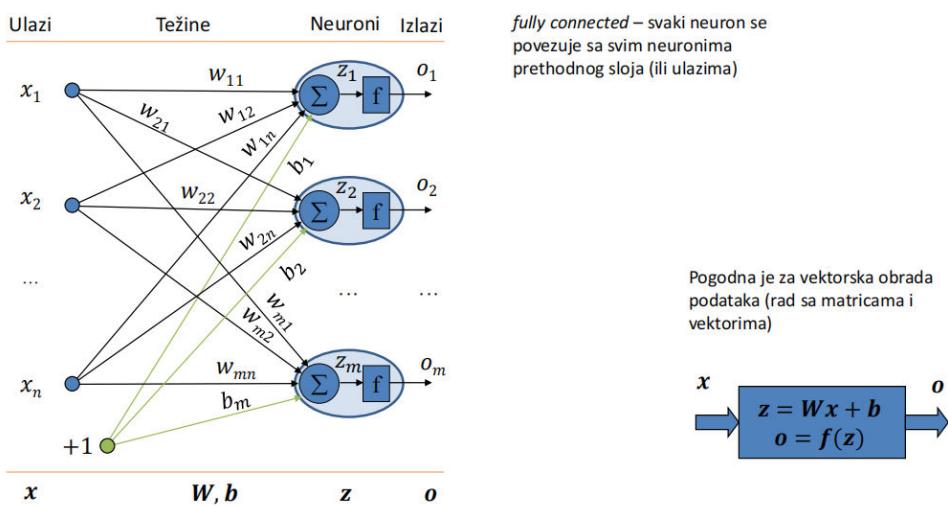
- sastoji se od међusobno povezanih neurona
- motivacija: značajna sposobnost мreže да „рачуна“ када има довољно велик број neurona
- начин рачunanja мreže (algoritam) зависи од вредности težinskih faktora  $w_{ij}$
- obučavanje predstavlja promenu (podešavanje) težina  $w_{ij}$
- uči na osnovu серије примера (узорака)

**Неке могућности НМ:** препознавање облика у реалном времену; управљање системима у бројним сложеним и нелинеарним ограничењима; проналази изгубљене улазе из извора на основу познавања дела улаза – асоцијација; препознаје објекте и када су изобличени; памти предмете у вези и када веза није очигледна или унапред позната; учење у реалном времену; „глатко“ смањује перформансе код отказа делова мреже.

- неурони се обично постављају у слојеве
- са пропагацијом сигнала у напред - *feed-forward*
  - једнослојне
  - вишеслојне
- са повратним спрегама *feedback* - рекурентне мреже
  - једнослојне и вишеслојне
  - са дискретним и континуалним сигналима
- комбиноване

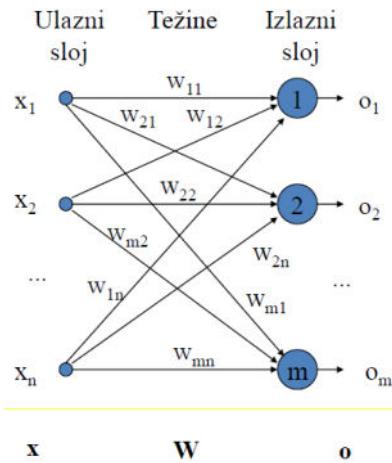
+ fully connected

### 53.1 Fully Connected



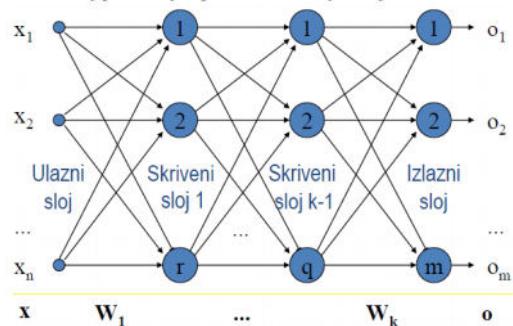
## 53.2 Feed Forward

Једнослојна *feed-forward* неуронска мрежа



Вишеслојна *feed-forward* неуронска мрежа

- врло често употребљавана архитектура
- сигнали пропагирају само унапред
- неурони су организовани у слојевима



## 53.3 Feedback - Rekurentne

- VNM sa propagacijom signala u napred (*feed-forward*) određuje izlaz samo na osnovu ulaza
- Rekurentna VNM određuje izlaz na osnovu ulaza i vektora stanja (ima internu memoriju)
- Može se posmatrati kao sloj(evi) veće VNM



Primer rekurentne VNM

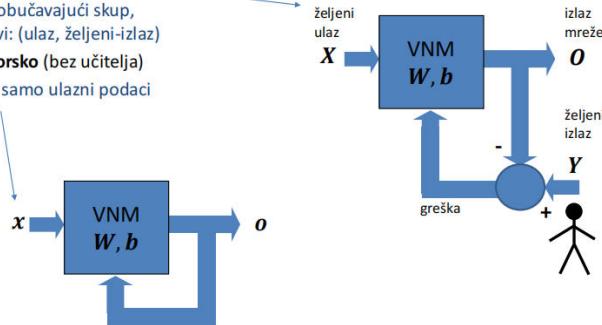
## 54. Obučavanje veštačkih neuronskih mreža (BP algoritam)

- Cilj: Podesiti parametre mreže – težine ( $\mathbf{W}$  i  $\mathbf{b}$ ) tako da se minimizuje funkcija cilja  $J(\mathbf{W}, \mathbf{b})$
  - Funkcija cilja  $J$  (*Loss function*) tipično predstavlja razliku (rastojanje) željenog i ostvarenog izlaza mreže
    - Na osnovu funkcije cilja, tipa sloja i aktivacionih funkcija definiše se pravilo (algoritam) korekcije parametara mreže  $\Delta w, \Delta b$
  - Za obučavanje se upotrebljava **obučavajući skup** – tj. podaci za obučavanje
  - Obučavanje se sprovodi **iterativno** – u više ciklusa (**epocha**)  $k = 0, 1, 2, \dots$ 
    - Jedan ciklus obučavanja je jedan prolaz kroz (ceo ili deo) obučavajućeg skupa nakon čega se ažuriraju parametri
- $$w_{k+1} = w_k + \Delta w$$
- $$b_{k+1} = b_k + \Delta b$$

### Modeli obučavanja VNM

Modeli obučavanja su:

- **supervizorsko** (sa učiteljem)
  - postoji obučavajući skup, tj. parovi: (ulaz, željeni-izlaz)
- **nesupervizorsko** (bez učitelja)
  - postoje samo ulazni podaci



### Obučavanje VNM: *Back-propagation* algoritam (BP)

- *Back-propagation* (BP) je najčešće upotrebljavan algoritam obuke VNM
- Koristi gradijentni algoritam za minimizaciju funkcije cilja:  $\min_{w,b} J$ 

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial J}{\partial w}, \quad \Delta b = -\eta \frac{\partial J}{\partial b}$$

konstanta  $0 < \eta < 1$  je koeficijent brzine obučavanja (*learning rate*)
- Za računanje gradijenata primenjuje se računanje izvoda složene funkcije po promenljivim parametrima
  - Proces računanja polazi od izlaza mreže i kreće se ka ulazu

Kako je

$$\frac{\partial J}{\partial w} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p}{\partial w}$$

treba odrediti

$$\frac{\partial E_p}{\partial w} = ?$$

Kako je

$$\frac{\partial J}{\partial b} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p}{\partial b}$$

treba odrediti

$$\frac{\partial E_p}{\partial b} = ?$$

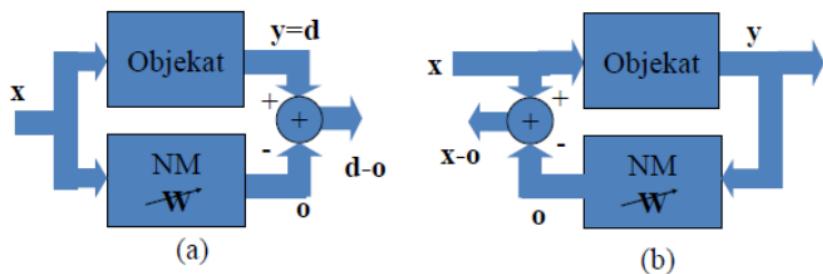
## 55. Uloga veštačkih neuronskih mreža u modeliranju i simulaciji

### 55.1 Koja je uloga neuronskih mreza u modeliranju i simulaciji

Способност неуронских мрежа да произвољно мапира улазе на излазе јој омогућава да симулира понашање другог система. Обучавање неуронских мрежа улазно-излазним подацима из објекта представља поступак идентификације система.

Могу се вршити

- директна идентификација објекта (a)
- инверзна идентификација објекта (б) - (није увек могућа)



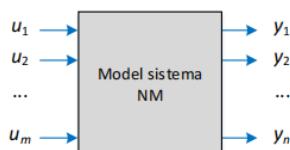
### 55.2 Sta se koristi za obucavanje

За обучавање се користи обучавајући скуп, тј. подаци за обучавање.  
Обучавање се спроводи итеративно.

### 55.3 Staticki model

#### Statički model

- Потребно је да VNM nauči пресликавање скупа улаза на скуп излаза



- ово пресликавање **не зависи од времена** (од стања у кome се систем налази) те се модел **може реализовати feed-forward** неуронском мрежом.

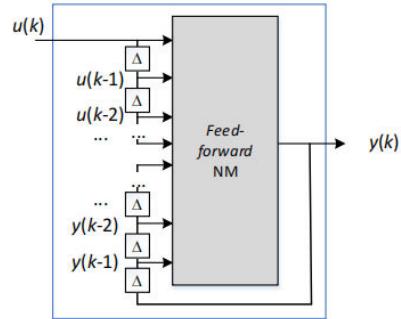
### 55.4 Sta se menja tokom obuke

Током обуке менјају се подесиви параметри w, b

### 55.5 Dinamicki model

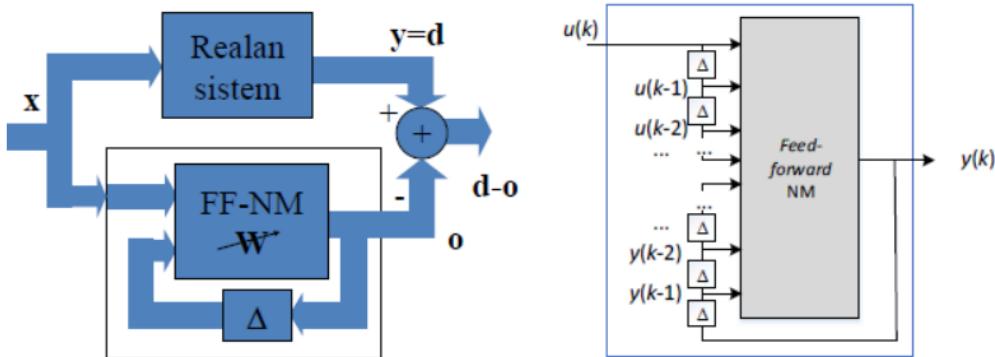
## Dinamički model

- Preslikavanje ulaza na izlaze **zavisi od vremena** (od stanja u kome se sistem nalazi) te se model **ne može realizovati feed-forward neuronском мрежом**.
- Dinamički model se može realizovati upotrebom rekurzivnih neuronskih mreža (RNN)
- Potrebno je uspostaviti stanje u modelu (jer se njime realizuje memorija)
  - izlazi zavise od ulaza i od stanja
- Desni model koristi *feed-forward* mrežu, ali su njeni dodatni ulazi ranije vrednosti ulaza i izlaza ( $\Delta$  predstavlja kašnjenje za trenutak odabiranja)



### 56. Veštačka neuronska mreža kao model dinamičkog sistema

- Пресликање улаза на излазе зависи од времена (од стања у коме се систем налази) те се модел не може реализовати *feed-forward* неуронском мрежом.
- Потребно је успоставити повратне везе у моделу (јер се њима реализује меморија – памћење стања)
- Доњи модел користи феед-форвард мрежу али су њени додатни улази раније вредности улаза и излаза



## 57. Sofverska biblioteka za upotrebu veštačkih neuronskih mreža (Flux)

Obucavajuci skup se deli na 2 dela:

- 1) Podskup za obuku - koristi se da se doteraju tezine
- 2) Podskup za kontrolu - omogucava nam da izbegnemo pretreniranje mreze, sto vise pretreniramo mrezu, sve se vise udaljavamo od funkcije cilja.

- Prilikom ucenja VNM menjaju se podesivi parametri  $w$  i  $b$
- Neuroni se postavljaju u slojeve (par, mnogo -> deep learning)
- Ulazi se dovode do prvog sloja, pa na 2 do izlaza
- Broj neurona varira po slojevima
- Tipovi slojeva: Fully connected, Convolutional, Max pool...

The handwritten notes discuss the training process of a neural network. It starts with a vertical red line and the text "fja train parametri - funkcija cilja". Below this, it says "mrez bić" and lists several points:

- rekuća parameetara
- koji se podešavaju
- obucavajuci skup
- alg za obuku i optAlg

Further down, it says "- izracunavajuje izvoda BP algoritma" and shows two equations:
$$\Delta w = -\eta \frac{\partial J}{\partial w}$$
$$\Delta b = -\eta \frac{\partial J}{\partial b} \quad 0 < \eta < 1$$
Below these, there are two summation formulas:
$$\frac{\partial J}{\partial w} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p}{\partial w}$$
$$\frac{\partial J}{\partial b} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p}{\partial b}$$

Biblioteka Flux uvodi:

- gradient - za izracunavanje izvoda, obuka neuronske mreze
- dense - opis sloja neurona - modeluje fully connected sloj neurona
- descent - implementira gradijentni postupak sa zadatim koeficijentom brzine obucavanja
- train! - njenim pozivom se sprovodi obuka
- chain - povezuje slojeve neurona - izlaz jednog -> racunanje ulaza u narendom
- momentum - implementira gradijentni postupak sa inercijom

Brojni tipovi slojeva neurona: Dense, RNN, Conv, MaxPool, Maxout...

## **Simulacija diskretnih događaja i redovi čekanja**

### **58. Osnovni elementi i procesi sistema sa redovima čekanja.**

58.1 Osnovni elementi i osobine.

- **Компоненте система**

- Ентитети (*клијенти или потрошачи*)

- Особине:

- Број ентитета који улазе у систем
    - Времена међудолазака ентитета
    - Назив ентитета

- Редови (попуњавају се ентитетима)

- Карактеристике:

- правило управљања (начин доласка у ред и изласка из реда) – тзв. дисциплина реда
    - капацитет

- Ресурси (*канали услуживања или сервиси*) - обрада или опслуживање ентитета

- Карактеристике ресурса су:

- заузетост (слободан/заузет)
    - активност (активан, привремено неактиван, трајно неактиван)
    - зависност

58.2 Koji su procesi i događaji?

- **Карактеристични процеси (догађаји)**

- доласци (долазак ентитета у систем),
  - избор реда (избор реда чекања и улазак у одговарајући ред чекања),
  - чекање (чекање у реду),
  - избор канала (долазак на ред за опслуживање и избор канала услуживања),
  - сервисирање (опслуживање)
  - напуштање система или прелазак у неки други ред чекања (у овом случају се врда на процес 2.)

58.3 Razlika između odustajanja i napuštanja.

- **Odustajanje** – klijenti koji пристиžу у систем могу одустати од чекања и напуштити систем (нпр. у случају да је дугачак ред чекања, дошао у време паузе, и сл.)
- **Napuštanje** – кlijent стави у ред чекања и после неког времена уочи да је његов прогрес у реду толико спор да одустаје од чекања и напушта систем.
- **Prebacivanje** – уколико у систему има више редова чекања, кlijent који је стао у „спорији“ ред може се пребачити у „бржи“ ред.

58.4 Skicirati najjednostavniji primer.



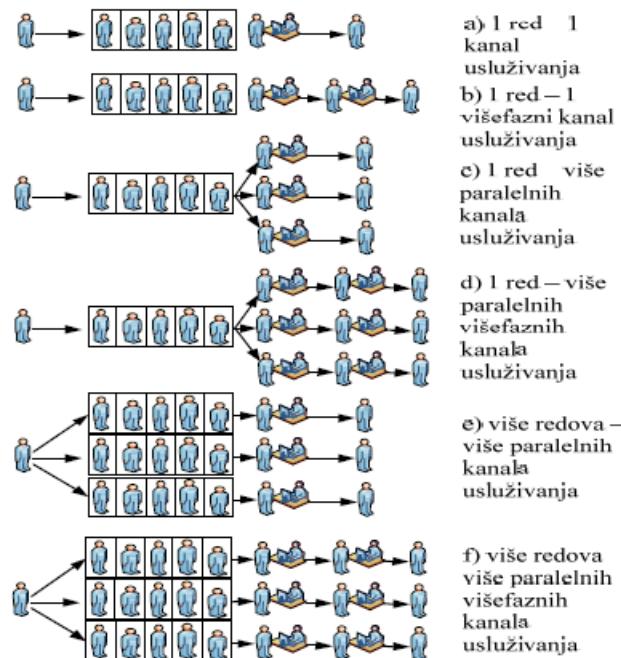
## 59. Simulacije redova čekanja (Tipovi sistema. Algoritam. Parametri. Rezultati simulacije.)

59.1 Koji tipovi postoje?

Podele se vrše na osnovu:

- broja redova čekanja: jedan / više.
- broja kanala usluživanja: jedan / više.
- broja faza servisiranja (neophodnih servisa za potpuno usluživanje klijenta): jednofazni / višefazni.
- dužine reda čekanja: ograničen / neograničen.
- kapaciteta sistema (ukupan broj klijenata koji se može opslužiti): ograničen / neograničen.

### Tipovi sistema sa redovima čekanja



59.2 Performanse na osnovu kojih se analizira sistem.

## Parametri simulacije sistema

Razmatrani sistem se odlikuje sledećim parametrima:

- Trajanje simulacije
- Ukupan broj entiteta – maksimalan broj klijenata u sistemu
- Ograničenje dužine reda čekanja
- $s$  - broj servera (paralelnih kanala opsluživanja) u sistemu
- $\lambda$  – srednje vreme do dolaska novog klijenta po jedinici vremena
- $\mu$  – srednje vreme opsluživanja klijenta

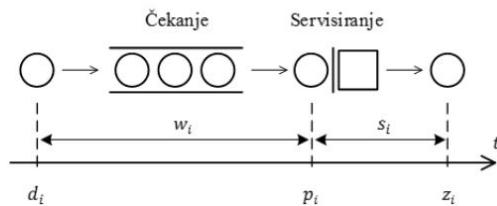
### 59.3 Šta je cilj simulacije?

Simulacija za cilj ima da uoci dobre i loše osobine sistema, da se tako izmeni i poboljsa struktura sistema.

### 59.4 Šta mi određujemo u simulaciji?

#### Vremena

- Posmatra se jedan ( $i$ -ti) klijent
  - vreme dolaska  $d_i$
  - početak servisiranja  $p_i$
  - trajanje servisiranja  $s_i$
  - završetak servisiranja  $z_i$  (kada nastupa napuštanje sistema ili servisa)
  - čekanje u redu  $w_i = p_i - d_i$



### 59.5 Da li se može simulirati u Juliji?

Može se simulirati pomocu paketa SimJulia.

SimJulia je zasnovana na osnovnoj obradi dogadjaja u toku simulacije, pri cemu su oni sortirani po prioritetu, vremenu nastanka i sлично...

### 59.6 Šta dobijamo na kraju simulacije? Pokazatelji u simulaciji.

- prosečno vreme čekanja =  $\frac{\text{ukupno zadržavanje korisnika u redu}}{\text{ukupan broj korisnika}}$
- prosečno vr. zadržavanja u sistemu =  $\frac{\text{ukupno vreme koje su korisnici proveli u sistemu}}{\text{ukupan broj korisnika}}$
- prosečna dužina reda čekanja
- prosečan broj klijenata u sistemu
- verovatnoća čekanja =  $\frac{\text{broj korisnika koji su čekali}}{\text{ukupan broj korisnika}}$
- prosečno vreme servisiranja =  $\frac{\text{ukupno vreme servisiranja}}{\text{ukupan broj korisnika}}$
- verovatnoća slobodnog servisa =  $\frac{\text{ukupno vreme slobodnog servisa}}{\text{ukupno vreme simulacije}}$
- prosečno vreme između dolazaka =  $\frac{\text{suma svih vremena između dolazaka}}{\text{broj dolazaka}-1}$
- prosečno vreme čekanja (ako se čeka) =  $\frac{\text{ukupno vreme čekanja korisnika}}{\text{ukupan broj korisnika koji su čekali}}$

itd...

### **Резултати симулације**

- Просечно време чекања у реду:

$$\frac{\text{Ukupno čekanje}}{\text{broj klijenata}} \text{ [ minuta po klijentu]}$$

- „Искоришћеност“ реда чекања:

$$\frac{\text{Vreme u kome ima klijenata u redu } Q(t) > 0}{\text{ukupno vreme}}$$

- Искоришћеност сервера:

$$\frac{\text{Zauzetost servera}}{\text{ukupno vreme}}$$

## **60. Kendalova notacija. Raspodele.**

60.1 Definisati Kendelovu notaciju i odrediti granične vrednosti.

Kendalova notacija opisuje sistem sa redovima čekanja:

$$A / B / C / X / Y / Z$$

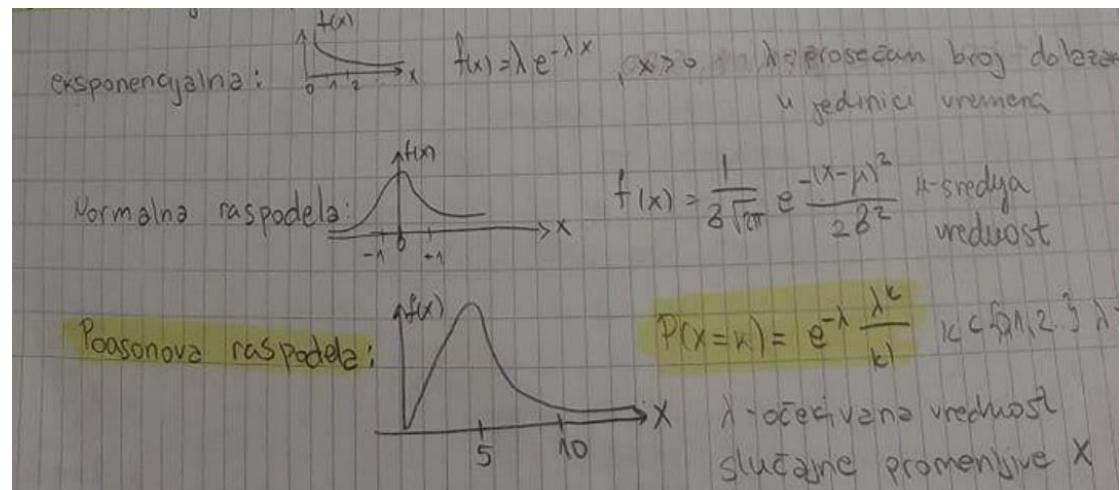
gde su:

- $A$  – pravilo dolazaka klijenata (proces dolazaka - raspodela vremena „međudolazaka“)
- $B$  – pravilo servisiranja (proces usluživanja – raspodela vremena servisiranja klijenata)
- $C$  – broj paralelnih servera u sistemu
- $X$  – pravila opsluživanja klijenata iz reda čekanja – disciplina reda
- $Y$  – kapacitet sistema (npr. maksimalna dužina reda čekanja)
- $Z$  – veličina populacije

60.2 Šta znači MIMI1?

Sistem sa 1 kanalom opsluzivanja kod koga su dolasci i servisiranje (vremena medjudolazaka) generisani po eksponencijalnoj raspodeli.

### 60.3 Grafik funkcije raspodele.



## 61. Sofverska biblioteka za simulaciju diskretnih događaja (SimJulia)

61.1 Koje su osnovne komponente koje učestvuju u simulaciji diskretnih događaja?

Simulaciono okruzenje

Procesi

Dogadjaji

61.2 Deljeni resursi.

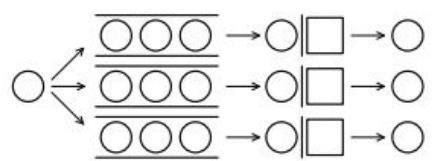
Resources, Containers, Stores

61.3 Kako modelujemo više redova čekanja, a kako više kanala opsluživanja?

Vise kanala



Vise redova:



61.4 Kako prikazujemo više događaja istovremeno?

61.5 Osnovni principi.

FIFO - first in first out

LIFO - last in first out

PRIO - priority first

SIRO - service in random order