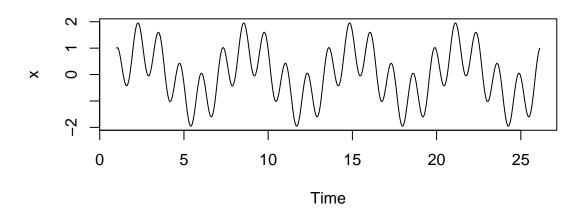
```
library("quantmod")

# gestosc spektralna sluzy do wykrywania istotnych czestotliwosci
# (czyli pewnej sezonowosci)
# T = 1/f (gdzie T to okres)
# wiec jesli pik w gestosci jest w omega, to okres przyjmiemy 1/omega

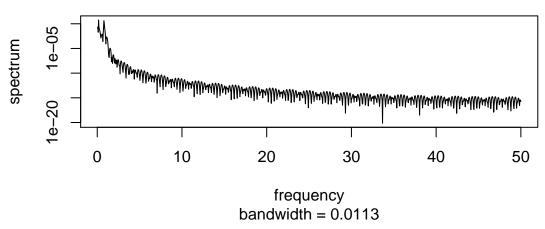
# zad.1

x <- sin(seq(0,8*pi,0.01)) + cos(5*seq(0,8*pi,0.01))
# ta funkca ma okres 2/5*pi
x <- ts(x,frequency=100)
plot(x,type="l")</pre>
```



S <- spectrum(x,ci=0) # rysuje periodogram





```
s$freq[which.max(S$spec)] # czestotliwosc, dla ktorej osiagane

## [1] 0.1562

# jest maksimum gestosci

1/(S$freq[order(-S$spec)[1:2]]) # interesuja nas okresy, czyli jeden nad

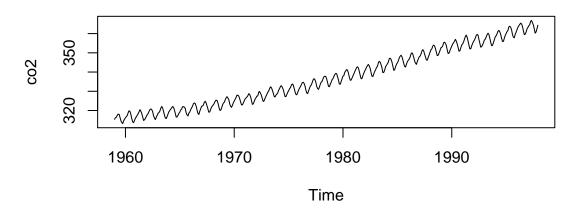
## [1] 6.40 1.28
```

```
# czestotliwosc, szukamy dwoch
# najwiekszych wartosci
# dwa istotne okresy to to powyzej
c(2*pi,2/5*pi) # a teoretycznie powinnismy dostac to

## [1] 6.283 1.257
# periodogram: dlaczego na osi x jest od zera do 50?
# odp: połowa czestotliwosci, które bralismy
# widzimy tu dwa maksima

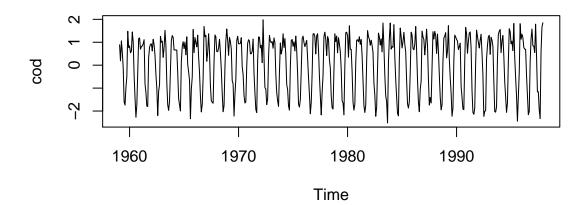
# zad.2

data(co2)
plot(co2)
```

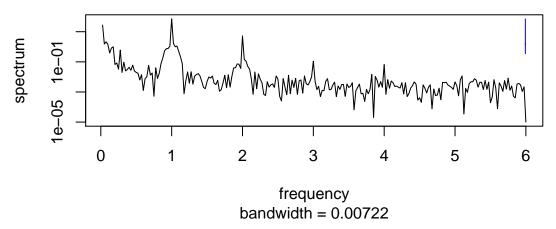


```
# szereg z trendem i okresowy

cod <- diff(co2)
plot(cod) # pozbylismy sie trendu, a okresowosc zostala</pre>
```

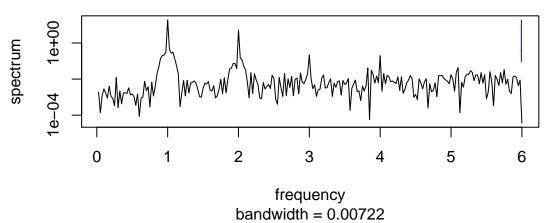


Series: x Raw Periodogram



sp.diff <- spectrum(cod) # maksima zostaja, ale pozbylismy sie trendu, ktory moglby nam przeszkodzic przy es



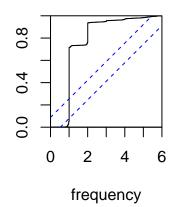


```
# ta niebieska kreska to przedzial ufnosci, niekoniecznie symetryczny,
# tam gdzie kropka to srodek

# jak to interpretowac? maksimum rowne 1? to okres 1/1, czyli 1, ale czego?
# jakiej jednostki? 1 rok! dlatego konczy sie na 6, bo wtedy okres to 1/6,
# czyli dwa miesiace, a czesciej juz sie nie da

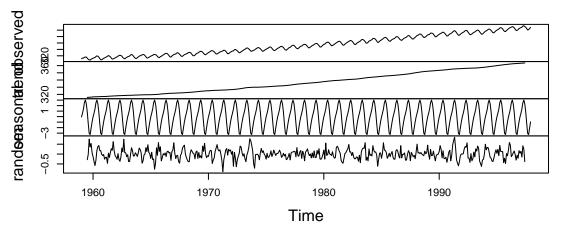
cpgram(cod)
```

Series: cod



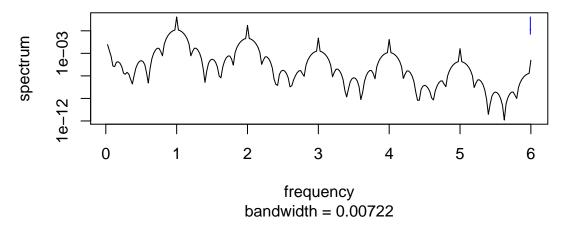
```
# dystrybuanta spektralna (dwa skoki, czyli mamy dwie skladowe okresowe
# (najprawdopodobniej)
# pasek na srodku to pasy ufnosci dla hipotezy o bialym szumie
# (czyli sprawdzamy, czy jest to bialy szum: tak, jesli caly wykres miesci
# sie w niebieskich paskach)
# istotne czestotliwosci (w latach):
sp.diff$freq[order(-sp.diff$spec)[1:2]]
## [1] 1 2
# istotne okresy:
1/sp.diff$freq[order(-sp.diff$spec)[1:2]]
## [1] 1.0 0.5
d <- decompose(co2)
plot(d)</pre>
```

Decomposition of additive time series



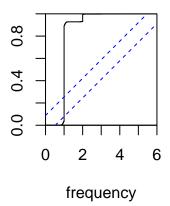
```
# robi dekompozycje na czesc sezonowa, trend, czesc losowa i takie tam
# zajmijmy sie skladowa sezonowa:
sp.sez <- spectrum(d$seasonal)</pre>
```

Series: x Raw Periodogram



cpgram(d\$seasonal)

Series: d\$seasonal



```
ist.czest <- sp.diff$freq[loc.max.coor(sp.diff$spec)]
# istotne czestotliwosci

ist.czest[order(-sp.diff$spec[loc.max.coor(sp.diff$spec)])]

## [1] 1.000 2.000 1.075 3.000 4.000 1.925 5.100 3.825 5.750 3.875 5.275

## [12] 5.550 2.175 5.425 5.700 2.875 2.650 4.050 2.225 5.475 5.000 5.350

## [23] 3.200 4.100 2.475 4.875 5.625 4.425 4.825 5.900 3.950 2.750 4.250

## [34] 4.300 0.275 2.575 1.800 2.825 3.550 4.650 2.700 3.300 4.550 5.800

## [45] 1.750 3.650 5.975 1.275 3.475 1.225 1.375 3.425 4.175 0.675 1.575

## [56] 0.775 5.150 2.350 4.775 3.350 1.525 4.700 2.425 3.075 1.650 3.750

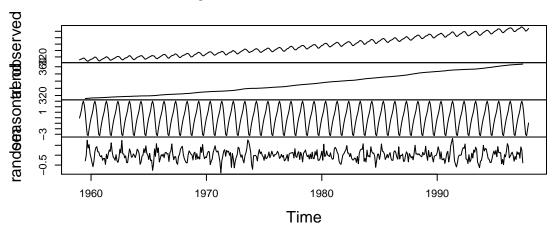
## [67] 0.175 0.725 0.450 0.100 3.700 0.325 0.025 0.400 0.500 0.575 4.500

## posortowane istotne czestotliwosci

# jeszcze raz:

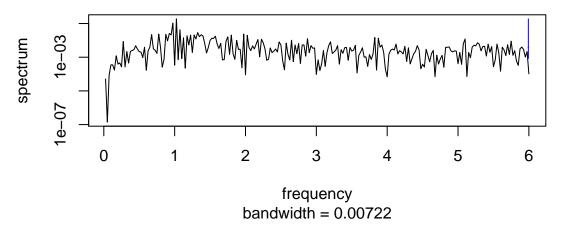
plot(d)</pre>
```

Decomposition of additive time series



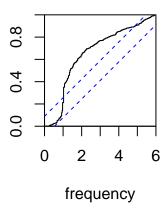
```
# czemu sa braki danych? bo byla srednia ruchoma, wiec czesc danych tracimy
# dlaczego czesc sezonowa jest dluzsza mimo, ze braki danych? bo obserwacje
# sa doliczane zgodnie z sezonowoscia
# zajmiemy sie czescia losowa:
sp.rand <- spectrum(window(d$random, start=c(1959,7), end=c(1997,6)))</pre>
```

Series: x Raw Periodogram



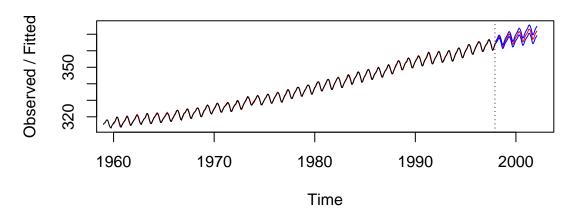
cpgram(d\$random) # to nie jest bialy szum, a raczej powienien byc

Series: d\$random



```
# ale to jeszcze nie koniec swiata, byc moze mozemy
                   # dopasowac do tego jakis model arma
# predykcja kolejnych 50 elementow:
m <- HoltWinters(co2, seasonal="additive")</pre>
m$coefficients
##
                            s1
                                      s2
                                               s3
                                                                  s5
                                                                            s6
## 364.7616
                                  0.9553
                                                              3.2820
                                                                       2.4407
              0.1247
                        0.2215
                                           1.5985
                                                    2.8758
         s7
                   s8
                            s9
                                     s10
                                              s11
     0.8969 -1.3796 -3.4112 -3.2570 -1.9135
                                                   -0.5844
\# X_{1}\{12k+i\}=a+b(12k+2)+si
# s odpowiada za sezonowosc, zas a i b za trend
# predykcja:
p <- predict(m,n.ahead=50,prediction.interval=TRUE)</pre>
plot(m,p) # ladnie :D
```

Holt-Winters filtering



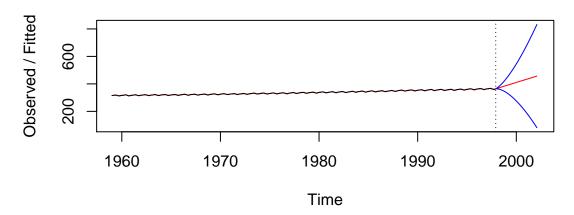
```
# a teraz bez czesci sezonowej (parametr gamma za to odpowiada):

m <- HoltWinters(co2,seasonal="additive",gamma=FALSE)

p <- predict(m,n.ahead=50,prediction.interval=TRUE)

plot(m,p) # tragiczna predykcja, czyli ta czesc sezonowa</pre>
```

Holt-Winters filtering



```
# byla rzeczywiscie potrzebna

# zad.3

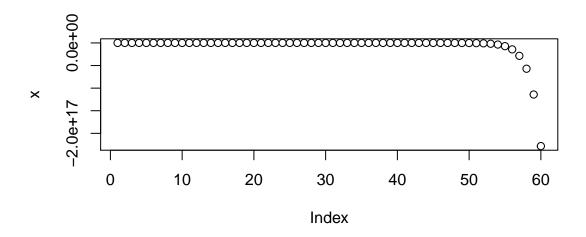
n <- 60
eps <- rnorm(n)
x <- numeric(n)
y <- numeric(n)

# w przod:

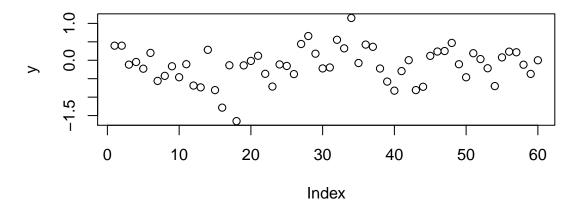
x[1] <- 0
for(i in 2:n){
    x[i] <- 2*x[i-1] + eps[i]}
}

# w tyl:</pre>
```

```
y[60] <- 0
for(i in n:2){
   y[i-1] <- (y[i]-eps[i])/2
}
plot(x)</pre>
```



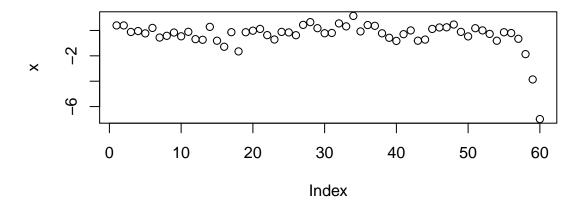
plot(y)



```
# równe

x[1] <- y[1]
for(i in 2:n){
    x[i] <- 2*x[i-1] + eps[i]
}

plot(x)</pre>
```



powinny byc sobie rowne, wiec skad sie bierze roznica?

odp: z bledow numerycznych