

Monte Carlo módszerek

Monte Carlo módszerek

- Alapja a véletlen minták kiértékelése
 - Matematikai rendszerek
 - Fizikai szimuláció
- Sok szabadság fokú csatolt rendszerek
 - Folyadékok, sejt struktúrák, kapcsolt szilárd rendszerek
- Nagy bizonytalanságú rendszerek
 - Üzleti modellek, kockázat elemzés
- Nagy dimenziójú integrálok
 - Összetett peremfeltételek

Monte Carlo módszerek

■ Története

- 1930, Enrico Fermi
 - Neutron diffúzió
- 1946, Stanislaw Ulam
 - Manhattan project
 - Nukleáris árnyékolás
 - Neutronok szabad úthossza különböző anyagokban
 - Energia változás szóródás közben
 - Analitikusan nem volt megoldható
 - Neumann János nevezte el
 - Monakói Monte Carlo kaszinó alapján

Monte Carlo módszerek

- Monte Carlo szimuláció
 - Valószínűség eloszlás mintavételezése
 - A minták alapján lehetséges kimenetek meghatározása
 - A lehetséges kimenetek valószínűségének számítása

Monte Carlo módszerek

- Numerikus integrálás
 - Kis dimenzió esetén jól működik
 - Nagy dimenzió esetén problémás
 - A függvény kiértékelések száma robbanásszerűen nő
 - A peremfeltételeket nem könnyű 1D integrálokra visszavezetni
- Monte Carlo integrálás
 - Véletlen mintapontokban az integrál kiértékelése
 - Az eredmények „átlagolása”
 - Konvergencia $1/\sqrt{N}$, a nagy számok törvénye alapján

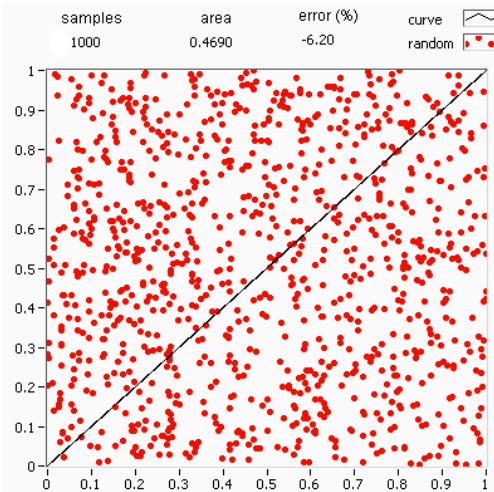
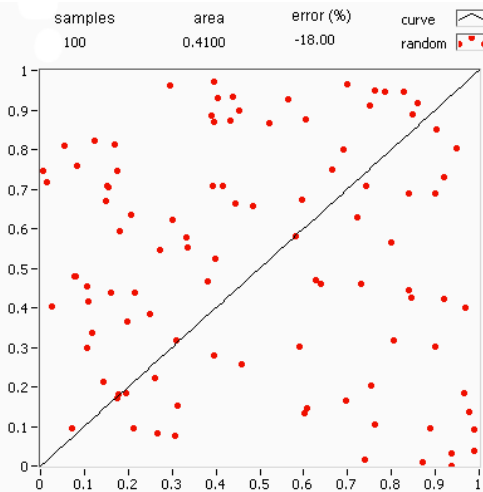
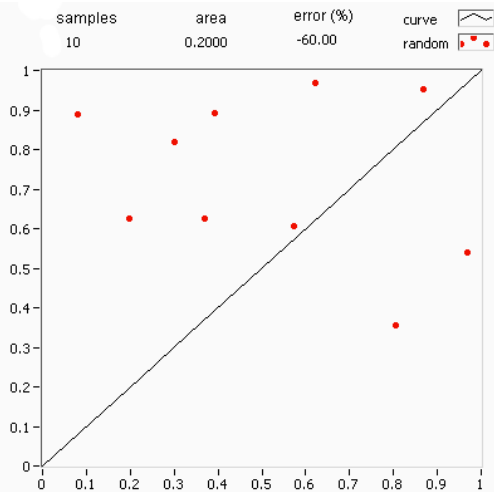
Monte Carlo módszerek

Monte Carlo integrálás

$$I = \int_{a_1}^{b_1} dx_1 \int_{a_2}^{b_2} dx_2 \cdots \int_{a_n}^{b_n} dx_n \cdot f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \int_V f(\bar{x}) d\bar{x}$$

$$I \approx Q_n \equiv V \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(\bar{x}_i) = V \langle f \rangle$$

$$I = \lim_{N \rightarrow \infty} Q_N$$



Monte Carlo módszerek

- Monte Carlo integrálás hibája

$$\text{Var}(f) \equiv \sigma_N^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (f(x) - \langle f \rangle)^2$$



$$\text{Var}\left(\sum_{i=1}^N Y_i\right) = \sum_{i=1}^N \text{Var}(Y_i)$$

$$\text{Var}(Q_N) = V^2 \frac{\text{Var}(f)}{N} = V^2 \frac{\sigma_N^2}{N}$$

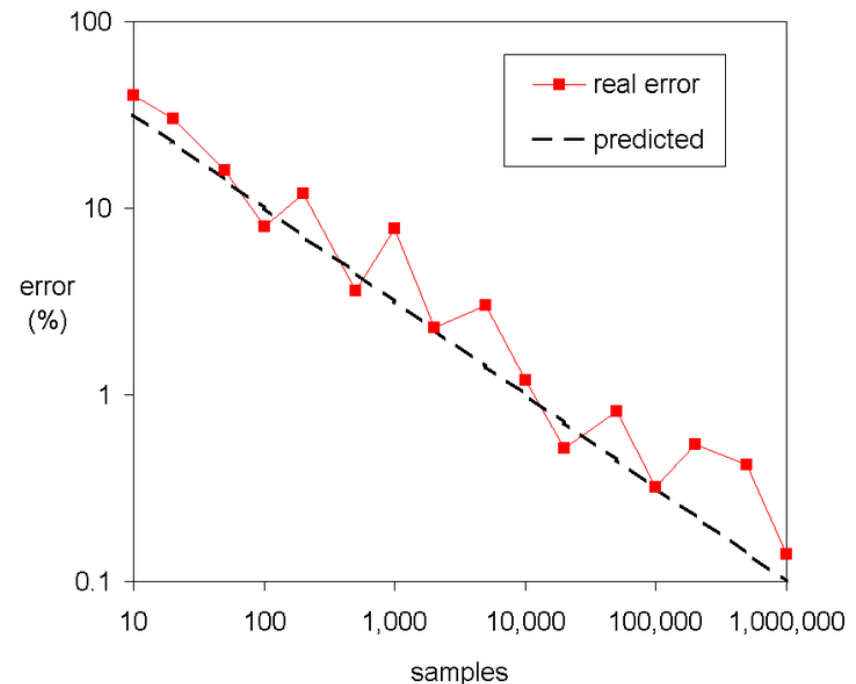
- ha $\{\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2\}$ sorozat korlátos, akkor a variancia nullához tart aszimptotikusan $1/N$ -nel

Monte Carlo módszerek

- Monte Carlo integrálás hibája

$$\delta Q_N \approx \sqrt{\text{Var}(Q_N)} = V^2 \frac{\sigma_N}{\sqrt{N}}$$

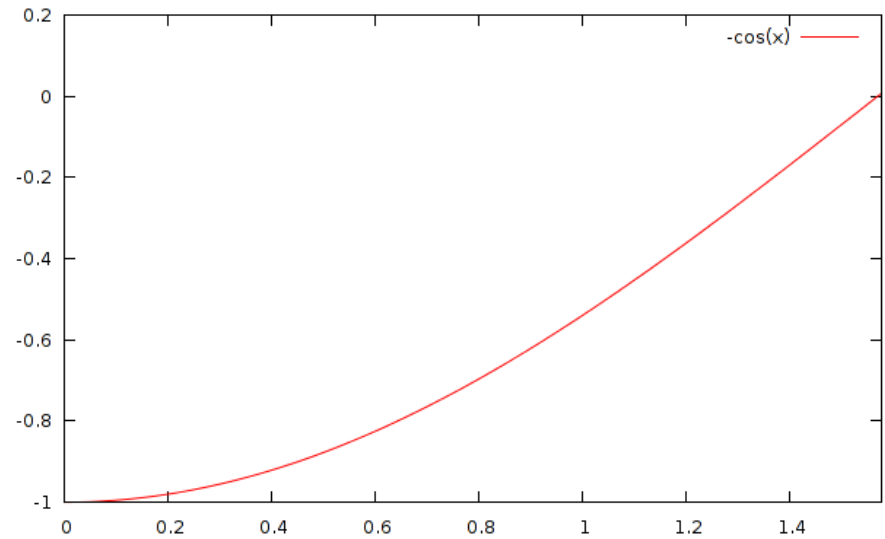
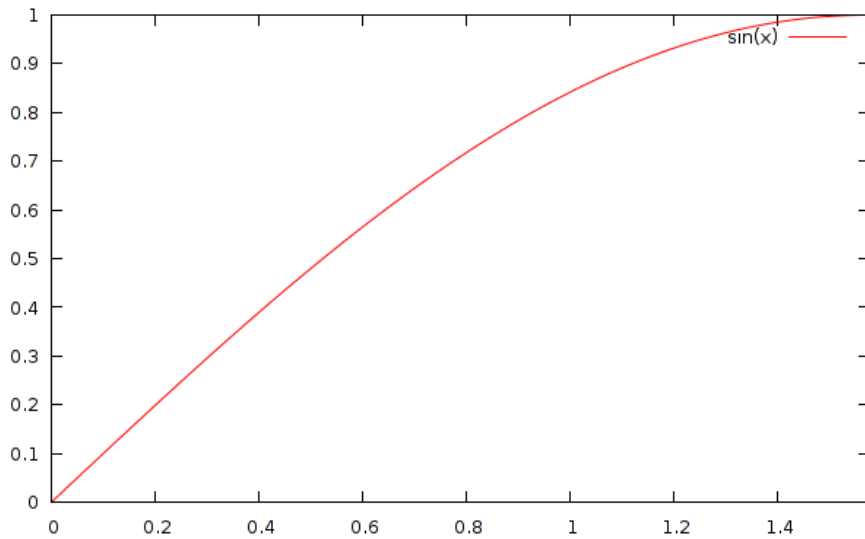
- a hiba $1/\sqrt{N}$ -nel csökken



Monte Carlo integrálás

■ 1D Monte Carlo integrálás

$$I = \int_0^{\pi/2} \sin(x) dx = -\cos(x) \Big|_0^{\pi/2} = -\cos(\pi/2) - (-\cos(0)) = 1$$



Monte Carlo integrálás

- Hatékonyan implementálható a GPU-n
 - Független minták kiértékelhetőek szálanként
 - Az eredmény redukcióval számítható

```
#define M_PIP2 1.57796327f
__kernel
void mcInt1D(const int sampleNumber, __global float* integral){
    int id = get_global_id(0);

    float w = 1.0f / sampleNumber;
    float partialIntegral = 0.0f;
    for(int i = 0; i < sampleNumber; ++i){
        float rnd = (float)RAND();
        partialIntegral += sin(rnd * M_PIP2) * w * M_PIP2;
    }
    integral[id] = partialIntegral;
}
```

Monte Carlo integrálás

- 1D Monte Carlo integrálás

Minták száma	Integrál
$1+e1$	0.981062
$1+e1$	1.04901
$1+e3$	1.00353
$1+e4$	1.0059
$1+e5$	1.00888
$1+e6$	1.00751
$1+e7$	1.00716

Véletlen számok

- A Monte Carlo módszerek lelke
 - Hogyan generálhatóak?
 - Milyen tulajdonságaik vannak?

```
int getRandomNumber()  
{  
    return 4; // chosen by fair dice roll.  
             // guaranteed to be random.  
}
```

Véletlen számok generálása

- Valódi véletlen szám generátor
 - Valamilyen fizikai folyamat alapján
 - Atmoszférikus zaj (random.org)
 - Hardware megszakítások (linux kernel)
 - Radioaktív bomlások száma és ideje
 - Kvantum mechanikai folyamatok
 - Titkosításhoz használják elsődlegesen
 - Tipikusan lassú és nehézkes a használatuk

Véletlen számok generálása

- Kvázi random szám generátor
 - A cél az n dimenziós tér egyenletes kitöltése
 - A konstrukció során alacsony diszkrepancia
 - Halton sorozat
 - Sobol sorozat
 - van der Corput sorozat
 - Magasabb dimenzióknál nehézkes lehet alkalmazni

Véletlen számok generálása

- Álvéletlen szám generátor
 - Determinisztikus algoritmusok
 - Legyen hasonlóan kaotikus mint a valódi véletlen
 - Legyen hosszú a periódus ideje
- Problémák
 - Bizonyos kiinduló állapotokra a periódus rövidül
 - Nagy mintaszámnál sérülhet az eloszlás
 - Korrelálhatnak a generált minták
 - Nagy dimenziókra kiterjesztés

Véletlen számok minősége

- A véletlen számok minősége kulcsfontosságú!
 - Statisztikai minőség
 - Mennyire kaotikus?
 - Mennyire jó eloszlást generál?
 - Periódus hossz
 - Mikor kapunk vissza egy korábbi minta sorozatot?
 - Diszkrepancia
 - Mennyire egyenletesen tölti ki a teret?

Statisztikai minőség

■ Diehard tesztek

■ Születésnap paradoxon

- Véletlen pontok távolságának exponenciális eloszlásúnak kell lennie.

■ Squeeze teszt

- Szorozzuk a 2^{31} -ent $[0:1]$ közötti véletlen számmal addig amíg az eredmény 1 lesz. A szükséges szorzások számának azonos eloszlásúnak kell lennie mint az eredeti eloszlás.

■ Parkoló teszt

- Helyezzünk el véletlenszerűen egység köröket egy 100×100 -as négyzetben. Amennyiben az aktuális kör átlapolódna egy másikkal válasszunk új pozíciót. $12,000$ próba után a sikeresen elhelyezett körök száma normál eloszlást kell kövessen.

Periódus hossz

- A determinisztikus generátor körbe fog fordulni!
 - A kérdés az, hogy mikor!
- Mitől függ a periódus hossza?
- Hogyan növelhető?
- Mikor elfogadható a periódus?
 - Ha n véletlen mintát használunk, a periódus legyen legalább n^2

Diszkrepancia

- Mennyire egyenletesek a generált minták?

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{|\{s_1, \dots, s_n\} \cap [c, d]|}{n} = \frac{d - c}{b - a}$$

- Diszkrepancia

$$D(N) = \sup_{a \leq c \leq d \leq b} \left| \frac{|\{s_1, \dots, s_N\} \cap [c, d]|}{N} - \frac{d - c}{b - a} \right|$$

- A sorozat egyenletes eloszlású, ha $\lim_{N \rightarrow \infty} D(N) = 0$

Alacsony diszkrepanciájú sorozat

- Halton sorozat
 - Kvázi véletlen, alacsony diszkrepanciájú sorozat

```
FUNCTION(index, base)
BEGIN
  result = 0;
  f = 1 / base;
  i = index;
  WHILE (i > 0)
  BEGIN
    result = result + f * (i % base);
    i = FLOOR(i / base);
    f = f / base;
  END
  RETURN result;
END
```

b = 2	b = 3
1/2	1/3
1/4	2/3
3/4	1/9
1/8	4/9
5/8	7/9
3/8	2/9
7/8	5/9
1/16	8/9
9/16	1/27
...	...

Alacsony diszkrepanciájú sorozat

```
__kernel
void haltonSequence(const int randomNumbers,
                   const int base, __global float* randomGPU){

    int id = get_global_id(0);
    int maxID = get_global_size(0);

    float inv_base = 0.0;
    float rng = 0.0;

    seedHalton(id * randomNumbers, base, &inv_base, &rng);

    for(int i=0; i < randomNumbers; ++i){
        randomGPU[id+i*maxID]=stepHalton(&rng, inv_base);
    }
}
```

Alacsony diszkrepanciájú sorozat

```
void seedHalton(ulong i, int base,  
               float* inv_base, float* value){  
  
    float f = (*inv_base) = 1.0/base;  
  
    (*value) = 0.0;  
  
    while( i > 0){  
        (*value) += f * (float)(i % base);  
        i /= base;  
        f *= (*inv_base);  
    }  
}
```

Alacsony diszkrepanciájú sorozat

```
float stepHalton(float *value, float inv_base){
    float r = 1.0 - (*value) - 0.0000000001;
    if(inv_base < r) {
        (*value) += inv_base;
    } else {
        float h = inv_base, hh;
        do{
            hh = h;
            h *= inv_base;
        } while (h >= r);
        (*value) += hh + h - 1.0;
    }
    return (*value);
}
```

Álvéletlen generátorok

- Lineáris kongruencia generátor
 - Knuth (1969)
 - Átmenet függvény: $x_{n+1} = (ax_n + c) \bmod m$
 - Könnyen implementálható
 - Ismert statisztikai hibái vannak!

Lineáris Kongruencia Generátor

```
uint stepLCG(uint *z, uint A, uint C){  
    return (*z) = (A * (*z) + C);  
}
```

```
__kernel  
void randomLCG(const int randomNumbers,  
               __global float* randomsSeed,  
               __global float* randomGPU){  
  
    int id = get_global_id(0);  
    int maxID = get_global_size(0);  
  
    uint rng = randomsSeed[id];  
    for(int i=0; i < randomNumbers; ++i){  
        randomGPU[id + i * maxID] =  
            (float)stepLCG(&rng, 1664525, 1013904223UL) / 0xfffffffff;  
    }  
}
```

Álvéletlen generátorok

- Késleltetett Fibonacci Generátor
 - Knuth (1969)
 - Átmenet függvény: $x_{n+1} = (x_n \otimes x_{n-k}) \bmod m$
 - Statisztikailag jó, ha k nagy
 - Nagy állapot változó tér

Késleltetett Fibonacci Generátor

```
uint stepLFG(uint *z, __global uint *znmk, uint A, uint C){
    return (*znmk) = (*z) = (A * (*z) + C) + (*znmk);
}

__kernel
void randomLFG(const int randomNumbers, __global float* randomsSeed,
               const int randomStateSize, __global uint* randomState,
               __global float* randomGPU){

    int id = get_global_id(0);
    int maxID = get_global_size(0);

    // bootstrap
    uint rng = randomsSeed[id];
    for(int i=0; i < randomStateSize; ++i){
        randomState[id + i * maxID] = stepLCG(&rng, 1664525, 1013904223UL);
    }

    // Lagged Fibonacci Generator
    int nmkIndex = 0;
    for(int i=0; i < randomNumbers; ++i){
        randomGPU[id + i * maxID] =
            (float)stepLFG(&rng, &randomState[nmkIndex], 1664525, 1013904223UL) / 0xfffffffff;

        nmkIndex = (nmkIndex + 1) % randomStateSize;
    }
}
```

Álvéletlen generátorok

- Kombinált Tausworthe Generátor
 - Az alapja egy bináris mátrix transzformáció
 - Vektor sorozatokat állít elő
 - A független sorozatokat kombinálja
 - Nagyobb periódus idejű (pl. 2^{113})
 - Magasabb dimenziókban korrelációt mutathat!

Kombinált Tausworthe Generátor

```
uint stepCTG(uint *z, uint S1, uint S2, uint S3, uint M){
    uint b=((( (*z)<<S1)^( *z))>>S2);
    return (*z) = ((( (*z)&M)<<S3)^b);
}
```

```
__kernel
void randomCTG(const int randomNumbers, __global float2* randomsSeed,
               __global float* randomGPU){

    int id = get_global_id(0);
    int maxID = get_global_size(0);

    uint rng1 = randomsSeed[id].x;
    uint rng2 = randomsSeed[id].y;
    for(int i=0; i < randomNumbers; ++i){
        uint randNum = stepCTG(&rng1, 13, 19, 12, 4294967294UL)^
                      stepCTG(&rng2, 2, 25, 4, 4294967288UL);
        randomGPU[id + i * maxID] = (float)randNum / 0xffffffff;
    }
}
```

Álvéletlen generátorok

■ Hibrid Generátor

- Különböző típusú generátor kombinációja
- Pl. Lineáris Kongruencia és Tausworthe
- Jobb statisztikai tulajdonság és hosszabb periódus

```
float stepHybrid(uint* rng1, uint* rng2, uint* rng3, uint* rng4){
    return 2.3283064365387e-10 * (
        stepCTG(rng1, 13, 19, 12, 4294967294UL) ^ // 2^121
        stepCTG(rng2, 2, 25, 4, 4294967288UL) ^ // 2^31-1
        stepCTG(rng3, 3, 11, 17, 4294967280UL) ^ // 2^30-1
        stepLCG(rng4, 1664525, 1013904223UL) // 2^28-1
        // 2^32
    );
}
```

Álvéletlen generátorok

- Mersenne Twister
 - Makoto Matsumo és Takuji Nishimura (1997)
 - Periódus ideje egy Mersenne prím szám
 - Mersenne prím: $M_p = 2^p - 1$
 - Nagyon nagy periódus idő ($2^{19937}-1$)
 - Nagyon jó statisztikai tulajdonságokkal rendelkezik

Mersenne Twister

```
__kernel void MersenneTwister(__global float* d_Rand,
                             __global mt_struct_stripped* d_MT,
                             int nPerRng){
    int globalID = get_global_id(0);

    int iState, iState1, iStateM, iOut;
    unsigned int mti, mti1, mtiM, x;
    unsigned int mt[MT_NN], matrix_a, mask_b, mask_c;

    //Load bit-vector Mersenne Twister parameters
    matrix_a = d_MT[globalID].matrix_a;
    mask_b   = d_MT[globalID].mask_b;
    mask_c   = d_MT[globalID].mask_c;

    //Initialize current state
    mt[0] = d_MT[globalID].seed;
    for (iState = 1; iState < MT_NN; iState++){
        mt[iState] = (1812433253U * (mt[iState - 1] ^ (mt[iState - 1] >> 30)) + iState) & MT_WMASK;
    }

    iState = 0;
    mti1 = mt[0];
    for (iOut = 0; iOut < nPerRng; iOut++) {
        iState1 = iState + 1;
        iStateM = iState + MT_MM;
        if(iState1 >= MT_NN) iState1 -= MT_NN;
        if(iStateM >= MT_NN) iStateM -= MT_NN;
        mti = mti1;
        mti1 = mt[iState1];
        mtiM = mt[iStateM];

        // MT recurrence
        x = (mti & MT_UMASK) | (mti1 & MT_LMASK);
        x = mtiM ^ (x >> 1) ^ ((x & 1) ? matrix_a : 0);

        mt[iState] = x;
        iState = iState1;

        //Tempering transformation
        x ^= (x >> MT_SHIFT0);
        x ^= (x << MT_SHIFTB) & mask_b;
        x ^= (x << MT_SHIFTC) & mask_c;
        x ^= (x >> MT_SHIFT1);

        //Convert to (0, 1] float and write to global memory
        d_Rand[globalID + iOut * MT_RNG_COUNT] = ((float)x + 1.0f) / 4294967296.0f;
    }
}
```


Szórás csökkentés

- Végtelen sok minta esetén végtelenül pontos eredményt kapunk.
 - Nem túl praktikus...
- Mitől függ az integrálás pontossága?
 - A minták szórásától:
 - $\tilde{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \approx E[X]$
 - $V[X] \approx \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \tilde{\mu})^2$
 - Hogyan befolyásolható a szórás?

Szórás csökkentés

- Adaptív mintavételezés
 - Állítsunk felső korlátot a szórásra
 - Iteratívan értékeljük ki a mintákat
 - Számítsuk újra a várható értéket és a szórást
 - Amennyiben a szórás a korlát alá kerül a várható érték jó közelítése az integrálnak!
- A nehézség a felső korlát meghatározása
- Kevés minta esetén nem biztos, hogy jó az eredmény! (Egy darab minta szórása nulla!)

Szórás csökkentés

- Rétegzett mintavételezés
 - A minták tartományát csökkentve csökken a szórás
 - Osszuk fel a teljes tartományt kisebb régiókra és függetlenül mintavételezzük!
 - $V[X + Y] = V[X] + V[Y]$
 - Minden régióba kell mintának esnie, így nő a szükséges minták száma!

Szórás csökkentés

- Fontosság szerinti mintavétel
 - Egy minta hozzájárulása: $\frac{f}{p}$, f a minta értéke és p a mintához tartozó valószínűség
 - Egyenletes mintavételezés esetén egy kis valószínűségű minta „elrontja” az átlagot.
 - Válasszuk a minták valószínűségét az értékükkel arányosan!
 - Az eloszlás „hasonlítson” az integrandusra
 - Valószínűségi súlyozást alkalmazzunk

Sztochasztikus differenciál egyenlet

- Differenciál egyenlet
 - Az ismeretlen deriváltjai is megjelennek benne

Bessel féle differenciál egyenlet

$$x^2 \frac{d^2 y}{dx^2} + x \frac{dy}{dx} + (x^2 - \alpha^2) y = 0$$

Black Scholes differenciál egyenlet

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t$$

Sztochasztikus differenciál egyenlet

- Black-Scholes egyenlet

- Részvény ár változás

$$dS_t = \mu S_t dt + \sigma S_t dW_t$$

- S_t : a részvény t időpontbeli ára
- μ : a sztochasztikus folyamat átlagának változása (stochastic drift)
- σ : az ár változási valószínűsége (volatility)
- W : Wiener féle sztochasztikus folyamat (Brown mozgás)

Sztochasztikus differenciál egyenlet

- Monte Carlo szimuláció
 - Egymástól független trajektóriák számítása
 - Várható érték számítás

$$E[S(t)] = \frac{\sum_{i=1}^N S_i(t)}{N}$$

- Szórás számítás

$$\sigma(t) = \sqrt{E(S(t))^2 - E(S(t))^2}$$

Sztochasztikus differenciál egyenlet

