

PB050: Modelování a predikce v systémové biologii

David Šafránek

27.09.2011

Tento projekt je spolufinancován Evropským sociálním fondem a státním rozpočtem České republiky.



Obsah

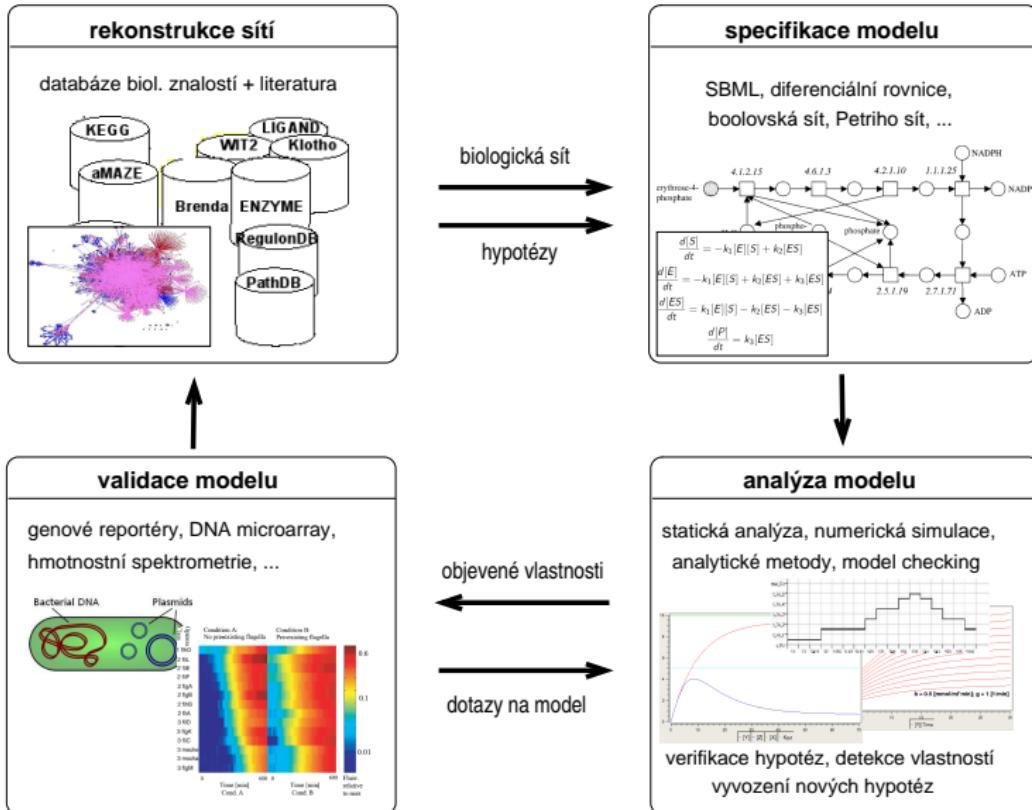
Pojem modelu a simulace

Biologické sítě a dráhy

Shrnutí předchozí přednášky

- biologický systém definován interakcemi mezi jeho komponentami
- interakce jsou omezeny základními zákony chemie ale i evolučním vývojem
- syntaxí organismu-systému je síť komponent
- sémantikou organismu-systému je jeho funkce (dynamika)
- základní koncepty systémové biologie
 - důraz na interakci, součinnost
 - hierarchie
 - modelování a simulace

Workflow systémové biologie – opakování



Obsah

Pojem modelu a simulace

Biologické sítě a dráhy

Proč dělat model?

Cíl

Pochopit vlastnost organismu (případně jeho reakci na dané podmínky prostředí) se všemi příčinami. Predikovat možné důsledky.

Proč dělat model?

Cíl

Pochopit vlastnost organismu (případně jeho reakci na dané podmínky prostředí) se všemi příčinami. Predikovat možné důsledky.

Problém

Těžko realizovatelné *in vitro*, kde jsou jen omezené možnosti určitých experimentů.

Proč dělat model?

Cíl

Pochopit vlastnost organismu (případně jeho reakci na dané podmínky prostředí) se všemi příčinami. Predikovat možné důsledky.

Problém

Těžko realizovatelné *in vitro*, kde jsou jen omezené možnosti určitých experimentů.

Řešení

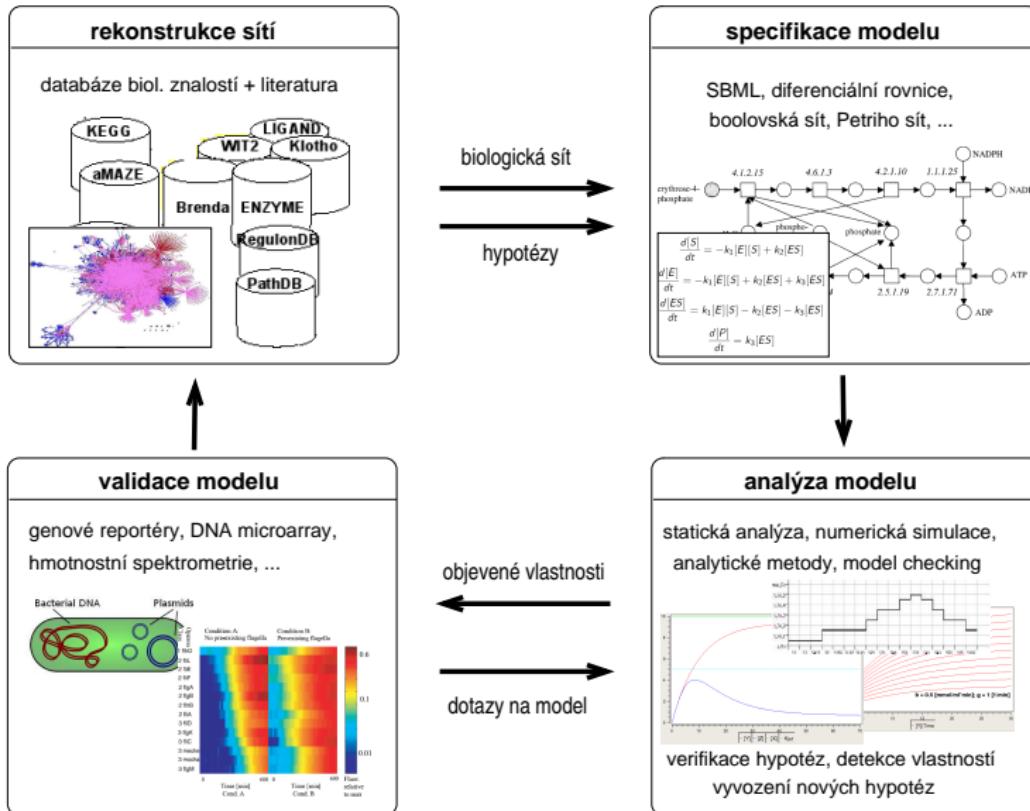
Vytvořit model zachycující všechny známé vztahy související se zkoumanou vlastností. Analýzou a simulací odvodit/potvrdit experimenty a dosavadní hypotézy. Předvídat nové hypotézy.

Typy modelů

- statické modely
 - tzv. network biology: metabolic control analysis, flux balance analysis, ...
 - statická analýza biologické sítě jako grafu/matice
 - statistické srovnání topologie s náhodnými grafy
- dynamické modely
 - aplikace teorie dynamických systémů
 - simulace vývoje v čase
 - nutná znalost dynamických zákonů (např. reakční kinetika)

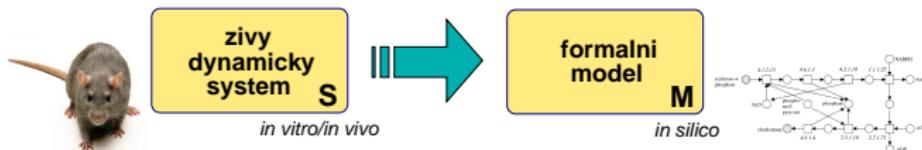
Budeme-li hovořit o modelu (bez přívlastků), budeme myslit dynamický model.

Uplatnění modelu



Model

- abstraktní (formální, výpočetní) model
- teoretický (idealizovaný) obraz skutečného organismu
→ problém vztahu mezi modelem a modelovaným objektem
- sestává z množiny proměnných a množiny logických a kvantitativních relací mezi proměnnými



$$S \underset{\text{red circle}}{\sim} M$$

Simulace modelu

- simulace představuje “spuštění” modelu pro dané výchozí nastavení proměnných v daném prostředí
- simulace imituje skutečné chování modelovaného objektu na určité úrovni abstrakce
- simulace umožňuje predikci hypotéz
- simulace zobecňuje a doplňuje *in vivo/in vitro* experimenty
 - predikce má smysl pouze pro validovaný model!

Obsah

Pojem modelu a simulace

Biologické sítě a dráhy

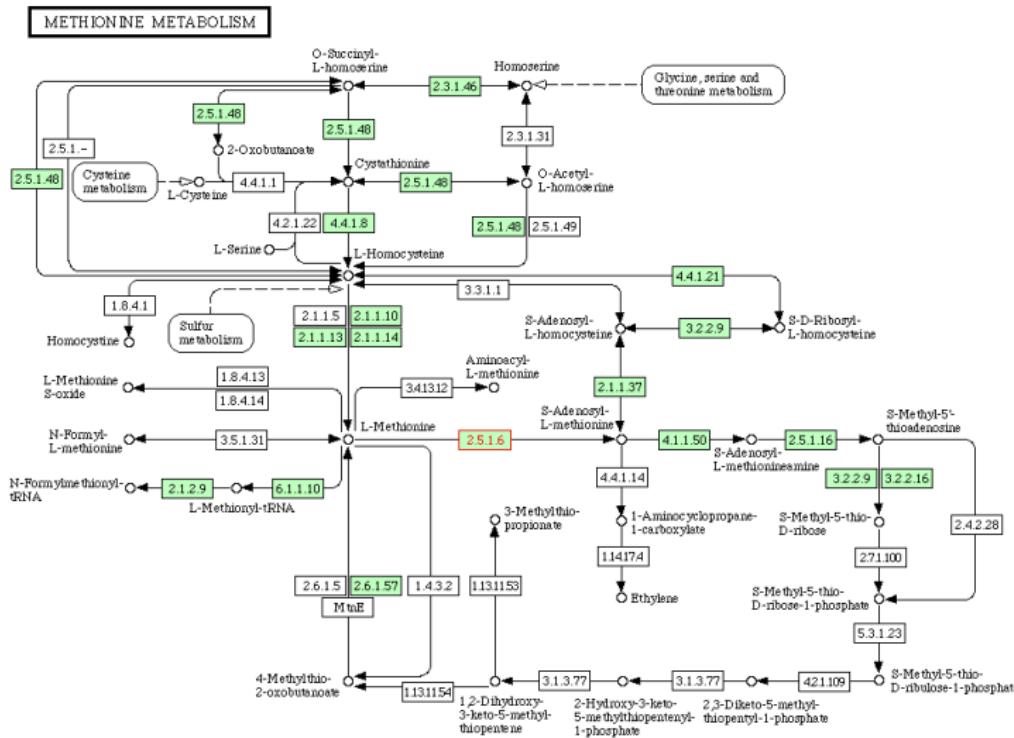
Biologická síť jako způsob reprezentace modelu

- biologická síť – komplexní systémový popis organismu
 - neexistuje jednoznačná definice
 - orientovaný nebo neorientovaný graf
 - uzly představují typicky proměnné
 - hrany představují typicky (funkční) relace mezi proměnnými
- k uzelům a relacím jsou přiřazeny kvalitativní i kvantitativní informace potřebné k simulaci (dynamická analýza)
- biologické sítě lze strukturně zkoumat – statická analýza
 - srovnávání sítí různých organismů
 - vyhledávání alternativních cest
 - zkoumání měřitelných vlastností sítí
 - zkoumání změn v sítích při evoluční selekci

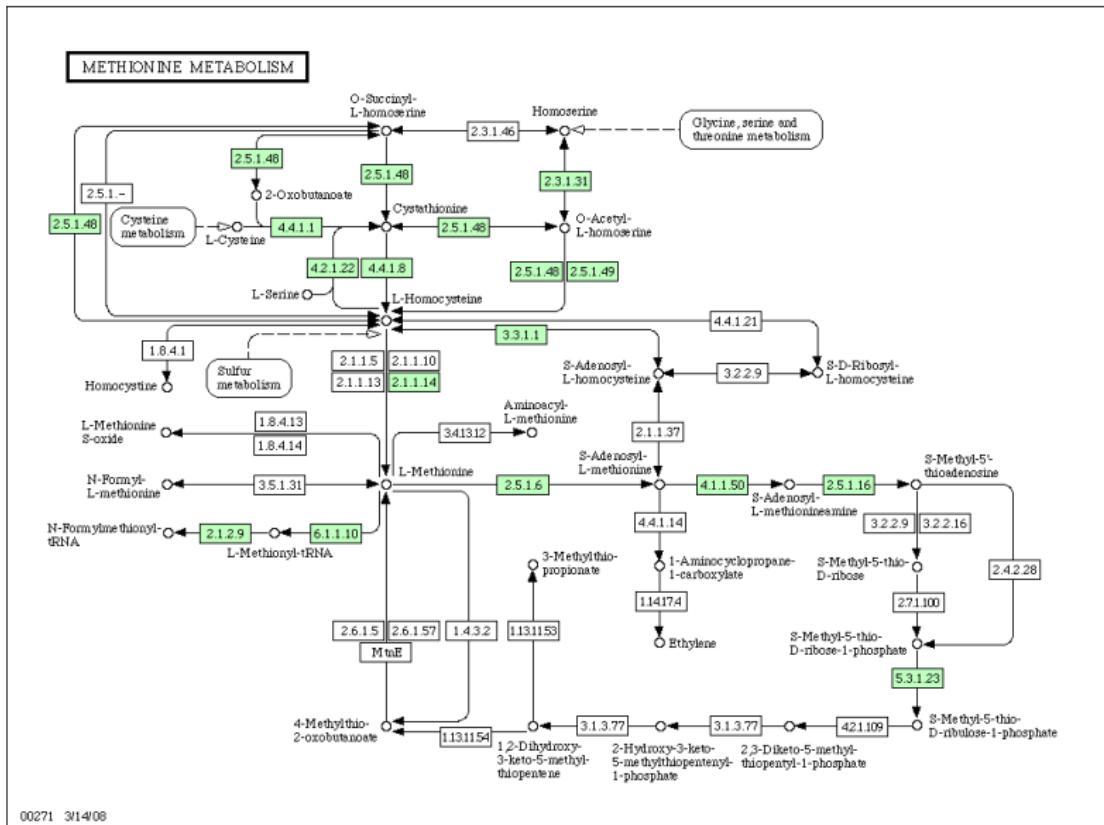
Dráhy vs. sítě

- dráhy jsou podsítě lineárního tvaru
 - sekvence metabolických reakcí
 - specifické zaměření na určité proměnné
 - analyzované problémy: délka dráhy, existence alternativních drah
- sítě reprezentují komplexní data (zohledňují širokou množinu proměnných a všech relevantních interakcí)
 - sítě interakcí určitého charakteru (transkripce, metabolismus, protein-protein, ...)
 - analyzované jevy: stupeň větvení, délka nejkratší dráhy, modularita, motivy, ...
- příklady zdrojů:
 - KEGG (<http://www.genome.jp/kegg/>)
 - RegulonDB (<http://regulondb.ccg.unam.mx/>)

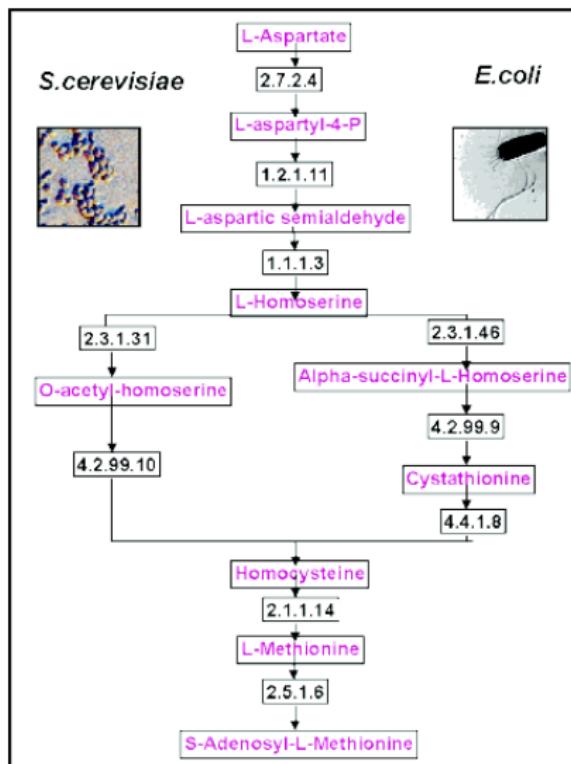
Vyhledávání alternativních drah – *E. coli*



Vyhledávání alternativních dráh – *S. cerevisiae*



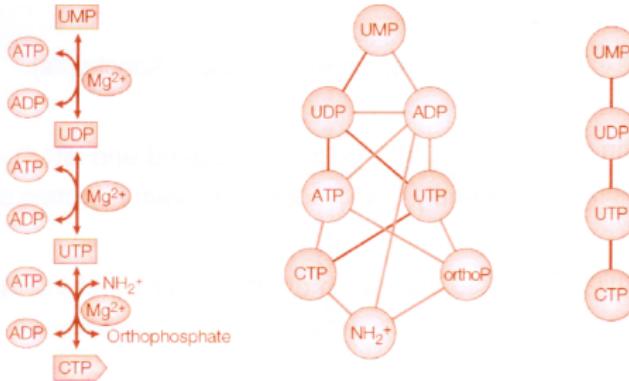
Alternativní dráhy



Alternativní dráhy

- význam v genetice a genomice
 - modifikace drah souvisí přímo s vývojem genomu (evoluce)
 - identifikace neznámých genů
- význam v biotechnologii
 - identifikace a implementace alternativních variant
- význam ve farmakologii
 - laterální náhrada genu
 - metabolicky-specifické medikamenty

Biologické sítě



- různé typy sítí:
 - regulatorní síť (popis transkripční regulace)
 - proteinové sítě (popis interakce proteinů)
 - metabolické sítě (popis metabolismu)
 - signální sítě (popis aktivačních/deaktivacích kaskád)
 - další typy (např. neuronové sítě)

Biologická síť jako graf

Definition

Nechť V je konečná množina uzlů a $E \subseteq V \times V$ relace.

Biologickou sítí nazveme graf G reprezentovaný uspořádanou dvojicí $G \equiv (V, E)$.

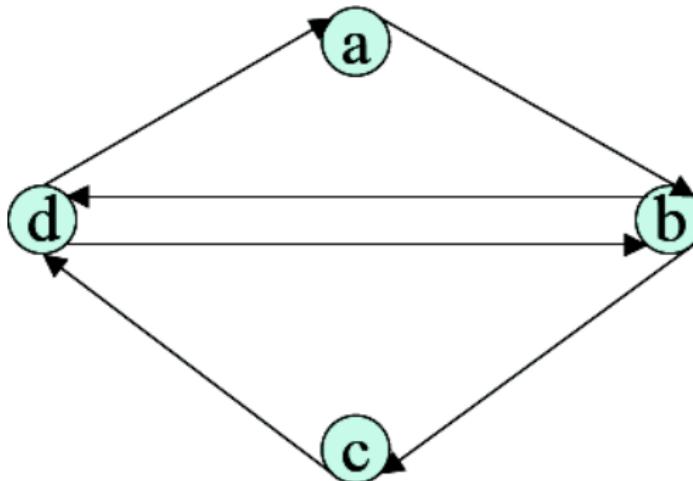
- Pokud $\forall \langle a, b \rangle \in E. \langle a, b \rangle \in E \rightarrow \langle b, a \rangle \in E$, G nazýváme *neorientovaný*.
- V ostatních případech hovoříme o *orientovaném* grafu.

typ sítě	V	E	G
genová regulační	geny (resp. proteiny)	regulace exprese	or.
proteinová	proteiny	proteinové interakce	neor.
metabolická	metabolity, enzymy	enzymové reakce	or.
signální	molekuly	aktivace/deaktivace	or.

Cesty a kružnice

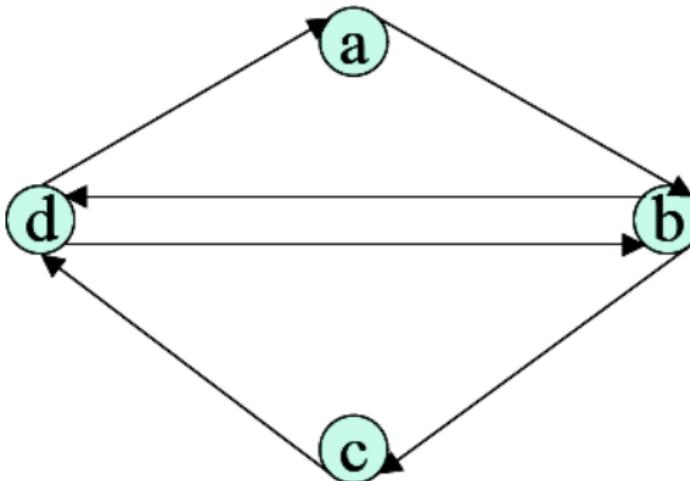
- cesta v grafu je libovolná sekvence uzelů $[a_1, a_2, \dots, a_n]$ t.ž.
 $\forall i \in \{1, \dots, n-1\}. \langle a_i, a_{i+1} \rangle \in E$, číslo $n-1$ nazýváme délou cesty (počet hran)
- cestu nazveme elementární pokud se na ní každý vrchol vyskytuje právě jednou
- kružnice v grafu je libovolná elementární cesta $[a_1, a_2, \dots, a_n]$ t.ž. $a_1 = a_n$
- smyčkou nazýváme libovolnou kružnicí délky 1

Cesty a kružnice



- kolik kružnic ... 4
- kolik cest z *a* do *d* ... 2
- délka nejkratší cesty z *d* do *c* ...

Cesty a kružnice



- kolik kružnic ... 4
- kolik cest z a do d ... 2
- délka nejkratší cesty z d do c ... $d(d, c) = 2$

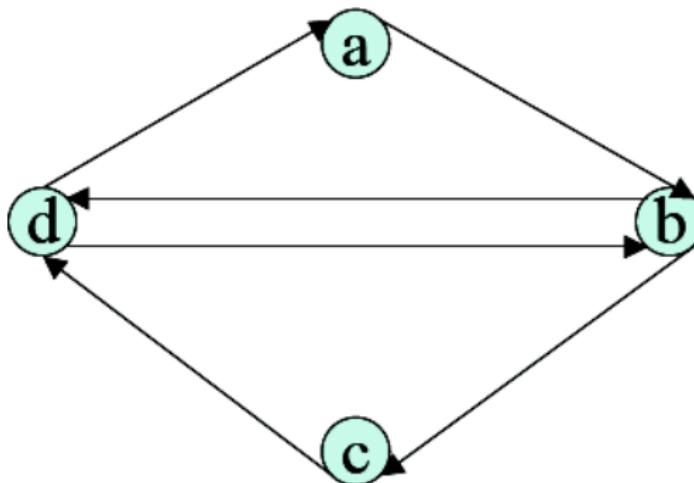
Vlastnosti grafu

Charakteristická délka cesty

- délku nejkratší cesty z a do b značíme $d(a, b)$
- neexistuje-li cesta z a do b , uvažujeme $d(a, b) = 0$
- charakteristickou délku cesty (orientovaného) grafu $G \equiv (V, E)$ značíme L_G a definujeme:

$$L_G = \frac{\sum_{a,b \in V} d(a, b)}{|V|(|V| - 1)}$$

- průměrná délka cesty (přes všechny dvojice uzelů)

Cesty a kružnice

$$L_G = \frac{18}{4 \cdot 3} = 1.5$$

Vlastnosti grafu

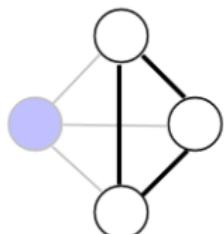
Stupeň uzlu a koeficient seskupení

- množinu *sousedních uzlů* uzlu a značíme N_a a definujeme $N_a = \{b \in V | \langle a, b \rangle \in E \vee \langle b, a \rangle \in E\}$
- *stupeň* uzlu a značíme k_a a definujeme jako počet všech sousedních uzlů uzlu a , tedy $k_a = |N_a|$
- *koeficient seskupení uzlu* (clustering coefficient [Watts, Strogatz]) a značíme C_a a definujeme:

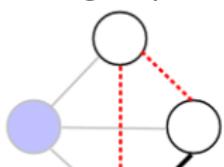
$$C_a = \frac{|\{\langle c, d \rangle \in E | c \in N_a \wedge d \in N_a\}|}{k_a(k_a - 1)}$$

Vlastnosti grafu

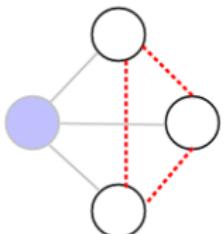
Stupeň uzlu a koeficient seskupení



$$c = 1$$



$$c = 1/3$$

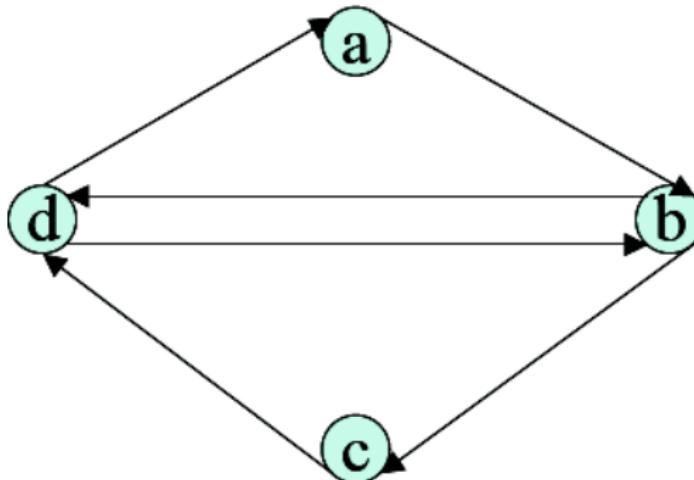


- *koeficient seskupení grafu G je značen C_G a definován jako průměr koeficientů seskupení všech uzelů:*

$$C_G = \frac{1}{|V|} \sum_{a \in V} C_a$$

Vlastnosti grafu

Stupeň uzlu a koeficient seskupení



$$C_a = \frac{2}{2} = 1$$

$$C_b = \frac{2}{6} = \frac{1}{3}$$

$$C_G = \frac{1}{4} \cdot \left(2 + \frac{2}{3}\right) = 0.65$$

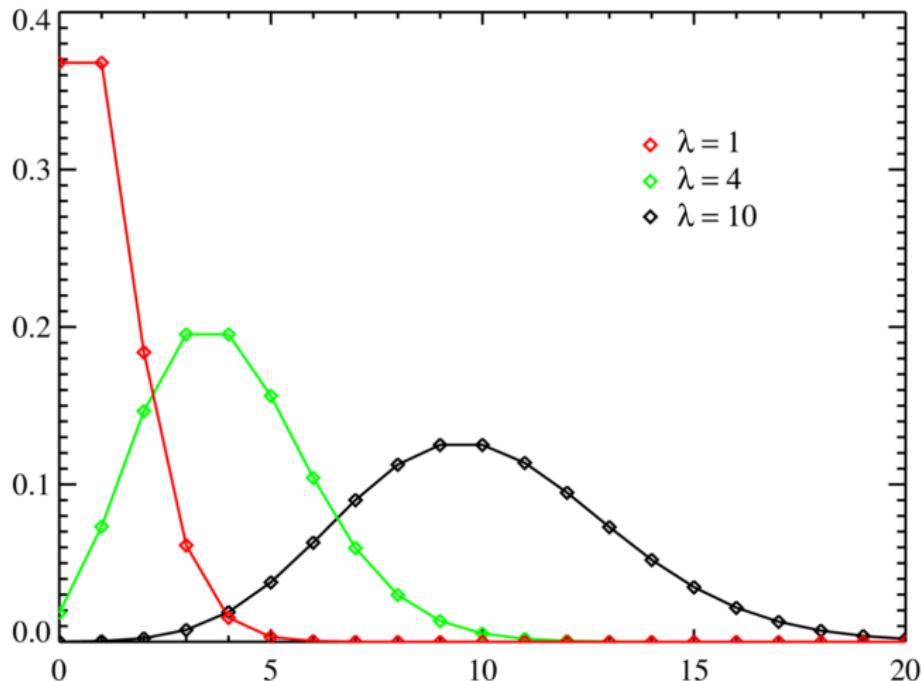
Náhodný graf

- **náhodný graf** je definován pevným počtem uzlů a pravděpodobností p existence hrany mezi libovolnými dvěma uzly
- *alternativní definice:* zvolíme množinu vrcholů V a počet hran n , z množiny všech možných hran $\binom{V}{2}$ vybereme náhodně n hran
- pravděpodobnost, že v náhodném grafu má daný uzel stupeň k , je charakterizována Poissonovým rozložením (s konst. λ):

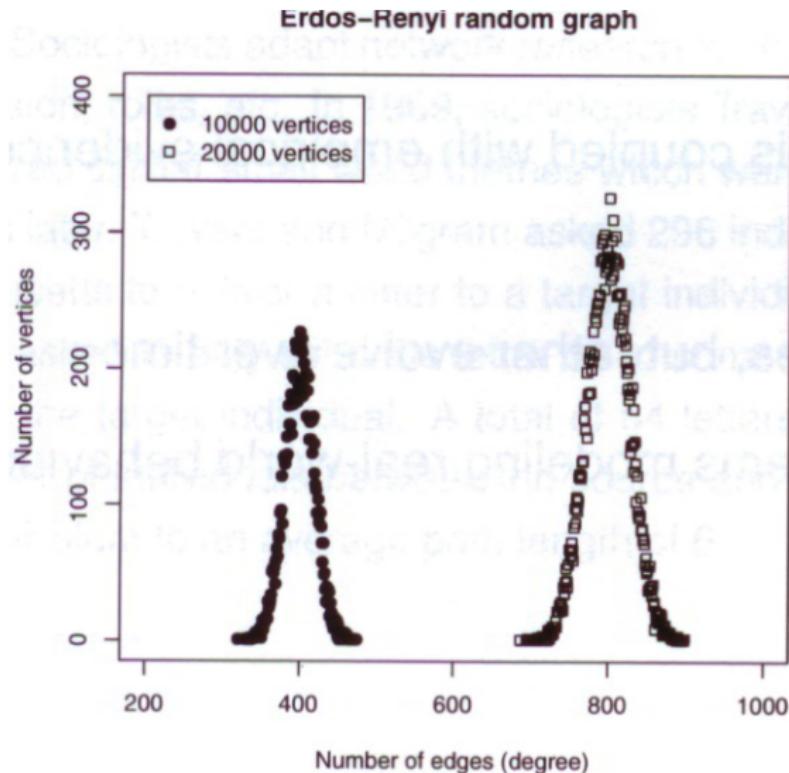
$$f(k|\lambda) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^k}{k!}$$

[Erdös, Rényi, “On the evolution of random graphs”]

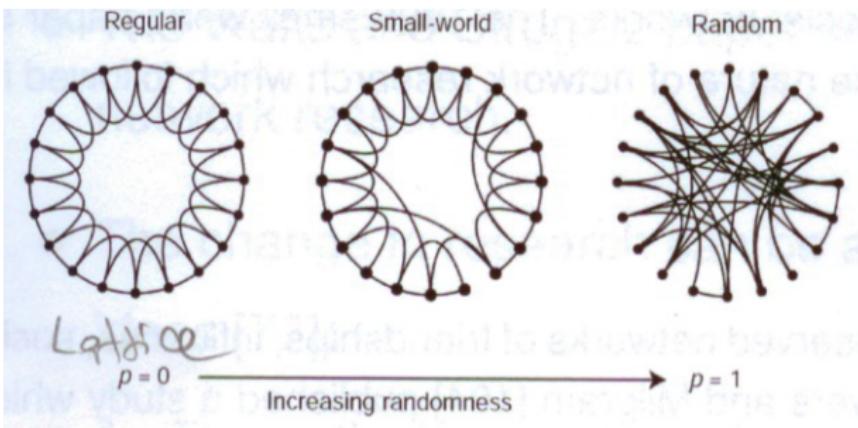
Poissonovo rozložení



Náhodný graf – Poissonovo rozložení stupně uzlů



Vlastnosti náhodných grafů

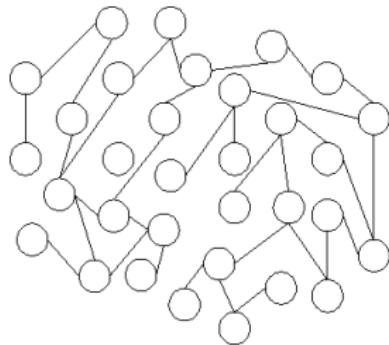


typ grafu	C_G	L_G
svaz	vysoké	dlouhé
náhodný graf	nízké	krátké
small-world	vysoké	krátké

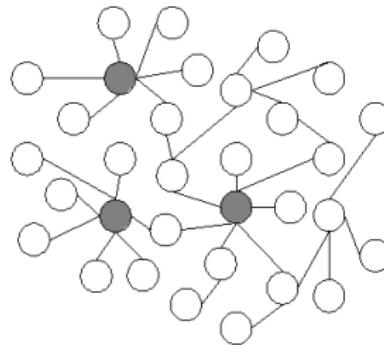
Small-world sítě

- zavedeny Wattsem a Strogatzem, "Collective dynamics of 'small-world' networks", Nature 393, 1998
- klíčem jsou lokální a globální metriky seskupení uzelů a metrika charakteristické délky cesty
- identifikovány jako grafy s vysokým koeficientem seskupení ale krátkou charakteristickou délkou cesty
- bylo prokázáno, že mnoho reálných sítí má tento charakter
 - např. graf filmových herců propojených dle společného účinkování
 - neuronové sítě v *C. elegans*
- výrazný posun v porozumění chování rozsáhlých dynamických systémů
- zavedení pojmu "real-world graphs"

Scale-free sítě



(a) Random network



(b) Scale-free network

- zavedl Barabási a Albert, "Emergence of Scaling in Random Networks", Science 286, 1999

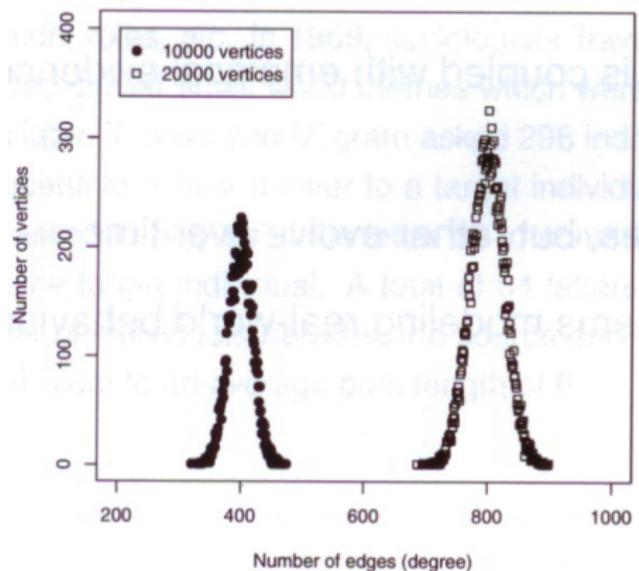
Scale-free sítě

- reálné sítě nejsou statické (nemají pevný počet uzelů), ale vyvíjejí se dynamicky v čase, tzv. "rostou"
- nové uzly se napojují nejvíce k těm uzelům, které jsou se zbytkem sítě již dobře propojeny
- např. metabolické sítě *E. coli* jsou scale-free [Wagner, Fell, 2001]
- označíme-li $P(k)$ pravděpodobnost, že libovolný uzel má stupeň k , pak pro scale-free sítě platí následující ūměra (Mocninný zákon pro konst. λ):

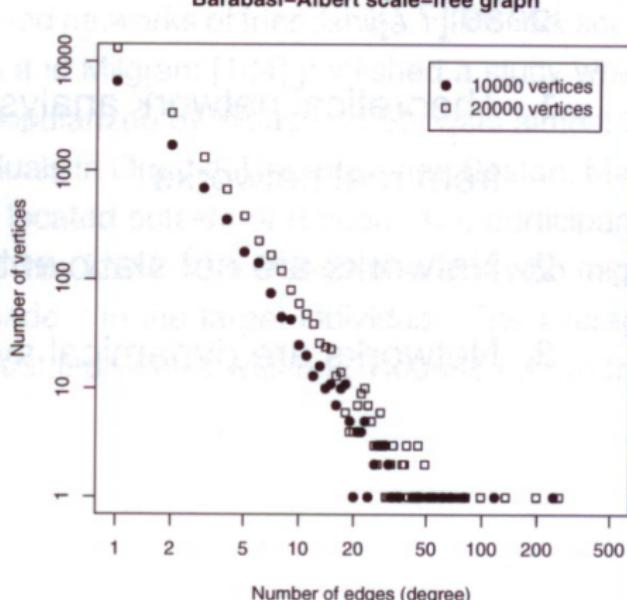
$$P(k) \sim k^{-\lambda}$$

Scale-free sítě

Erdos–Renyi random graph



Barabasi–Albert scale-free graph



Motivy ve scale-free sítích

- ve scale-free sítích se vyskytují specifické uzly, tzv. huby – uzly s vysokým stupněm propojení na kostru síťové struktury
- ostatní uzly jsou lokálně napojeny k hubům
- objeveno např. při studiu proteinové sítě kvasinky pivovarské (*Saccharomyces cerevisiae*) [Jeong, Mason, 2001]
- díky hubům jsou sítě robustní proti náhodnému vyjmutí uzlu, ale naopak vyjmutí hubu znamená výrazné porušení sítě
- tato struktura vede k hierarchičnosti a modulárnímu charakteru
- jako moduly jsou identifikovány často opakující se výrazné podsítě (motivy) [Alon et.al., “Network Motifs: Simple Building Blocks of Complex Networks”, 2002]
<http://www.weizmann.ac.il/mcb/UriAlon/coliData.html>

Motivy

Network	Nodes	Edges	N_{real}	$N_{\text{rand}} \pm \text{SD}$	Z score	N_{real}	$N_{\text{rand}} \pm \text{SD}$	Z score	N_{real}	$N_{\text{rand}} \pm \text{SD}$	Z score	
Gene regulation (transcription)							Feed-forward loop		Bi-fan			
<i>E. coli</i>	424	519	40	7 ± 3	10	205	47 ± 12	13				
<i>S. cerevisiae</i> *	685	1,052	70	11 ± 4	14	1812	300 ± 40	41				
Neurons							Feed-forward loop		Bi-fan		Bi-parallel	
<i>C. elegans</i> †	252	509	125	90 ± 10	3.7	127	55 ± 13	5.3	227	35 ± 10	20	
Food webs							Three chain		Bi-parallel			
Little Rock	92	984	3219	3120 ± 50	2.1	7295	2220 ± 210	25				
Ythan	83	391	1182	1020 ± 20	7.2	1357	230 ± 50	23				
St. Martin	42	205	469	450 ± 10	NS	382	130 ± 20	12				
Chesapeake	31	67	80	82 ± 4	NS	26	5 ± 2	8				
Coachella	29	243	279	235 ± 12	3.6	181	80 ± 20	5				
Skipwith	25	189	184	150 ± 7	5.5	397	80 ± 25	13				
B. Brook	25	104	181	130 ± 7	7.4	267	30 ± 7	32				
Electronic circuits (forward logic chips)							Feed-forward loop		Bi-fan		Bi-parallel	
s15850	10,383	14,240	424	2 ± 2	285	1040	1 ± 1	1200	480	2 ± 1	335	
s38584	20,717	34,204	413	10 ± 3	120	1739	6 ± 2	800	711	9 ± 2	320	
s38417	23,843	33,661	612	3 ± 2	400	2404	1 ± 1	2550	531	2 ± 2	340	
s9234	5,844	8,197	211	2 ± 1	140	754	1 ± 1	1050	209	1 ± 1	200	
s13207	8,651	11,831	403	2 ± 1	225	4445	1 ± 1	4950	264	2 ± 1	200	
Electronic circuits (digital fractional multipliers)							Three-node feedback loop		Bi-fan		Four-node feedback loop	
s208	122	189	10	1 ± 1	9	4	1 ± 1	3.8	5	1 ± 1	5	
s420	252	399	20	1 ± 1	18	10	1 ± 1	10	11	1 ± 1	11	
s83‡	512	819	40	1 ± 1	38	22	1 ± 1	20	23	1 ± 1	25	
World Wide Web							Feedback with two mutual dyads		Fully connected triad		Uplinked mutual dyad	
nd.edu§	325,729	1.46e6	1.1e5	2e3 ± 1e2	800	6.8e6	5e4 ± 4e2	15,000	1.2e6	1e4 ± 2e2	5000	

Predikce síťových motivů

- problém: *jak výrazně je podgraf v dané reálné síti zastoupen?*

Predikce síťových motivů

- problém: *jak výrazně je podgraf v dané reálné síti zastoupen?*
- smysl: *je toto zastoupení statisticky významné?*

Predikce síťových motivů

- problém: *jak výrazně je podgraf v dané reálné síti zastoupen?*
- smysl: *je toto zastoupení statisticky významné?*
- řešení: *porovnání reálné sítě s dostatečným množstvím náhodných sítí naležících do vhodné reprezentativní třídy vzhledem k reálné síti*

Predikce síťových motivů – ER model

- počet uzlů i hran stejný jako v reálné síti
- hrany náhodně rozmištěny mezi uzly
- mějme orientovaný graf $G = (V, E)$
- počet všech možných dvojic uzlů pro umístění (orientované) hrany:

$$|V|(|V| - 1)$$

Predikce síťových motivů – ER model

- počet uzlů i hran stejný jako v reálné síti
- hrany náhodně rozmištěny mezi uzly
- mějme orientovaný graf $G = (V, E)$
- počet všech možných dvojic uzlů pro umístění (orientované) hrany:

$$|V|(|V| - 1)$$

- hrana může být smyčka

Predikce síťových motivů – ER model

- počet uzlů i hran stejný jako v reálné síti
- hrany náhodně rozmištěny mezi uzly
- mějme orientovaný graf $G = (V, E)$
- počet všech možných dvojic uzlů pro umístění (orientované) hrany:

$$|V|(|V| - 1)$$

- hrana může být smyčka \Rightarrow máme navíc $|V|$ možností

Predikce síťových motivů – ER model

- počet uzlů i hran stejný jako v reálné síti
- hrany náhodně rozmištěny mezi uzly
- mějme orientovaný graf $G = (V, E)$
- počet všech možných dvojic uzlů pro umístění (orientované) hrany:

$$|V|(|V| - 1)$$

- hrana může být smyčka \Rightarrow máme navíc $|V|$ možností
- celkem tedy dostáváme pro výběr dvojic uzlů v orientovaném grafu:

$$|V|(|V| - 1) + |V|$$

Predikce síťových motivů – ER model

- počet uzlů i hran stejný jako v reálné síti
- hrany náhodně rozmištěny mezi uzly
- mějme orientovaný graf $G = (V, E)$
- počet všech možných dvojic uzlů pro umístění (orientované) hrany:

$$|V|(|V| - 1)$$

- hrana může být smyčka \Rightarrow máme navíc $|V|$ možností
- celkem tedy dostáváme pro výběr dvojic uzlů v orientovaném grafu:

$$|V|(|V| - 1) + |V| = |V|^2$$

Predikce autoregulačního motivu

- pravděpodobnost existence (orientované) hrany mezi dvěma uzly:

$$p = \frac{|E|}{|V|^2}$$

- pravděpodobnost existence smyčky:

$$p_{self} = \frac{|V|}{|V|^2}$$

Predikce autoregulačního motivu

- pravděpodobnost existence (orientované) hrany mezi dvěma uzly:

$$p = \frac{|E|}{|V|^2}$$

- pravděpodobnost existence smyčky:

$$p_{self} = \frac{|V|}{|V|^2} = \frac{1}{|V|}$$

Predikce autoregulačního motivu

- pravděpodobnost existence (orientované) hrany mezi dvěma uzly:

$$p = \frac{|E|}{|V|^2}$$

- pravděpodobnost existence smyčky:

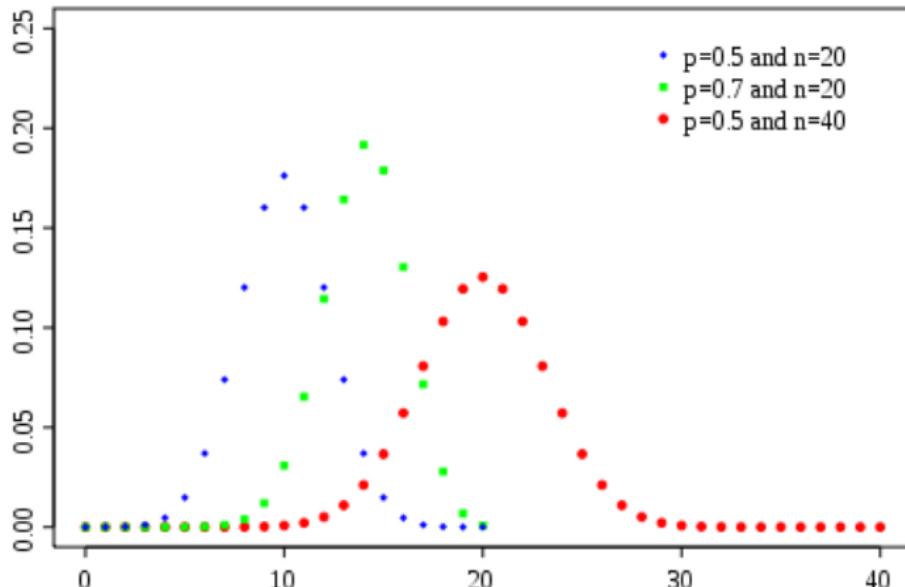
$$p_{self} = \frac{|V|}{|V|^2} = \frac{1}{|V|}$$

- pravděpodobnost existence právě k smyček lze vyjádřit binomicky:

$$P(k) = \binom{E}{k} p_{self}^k (1 - p_{self})^{E-k}$$

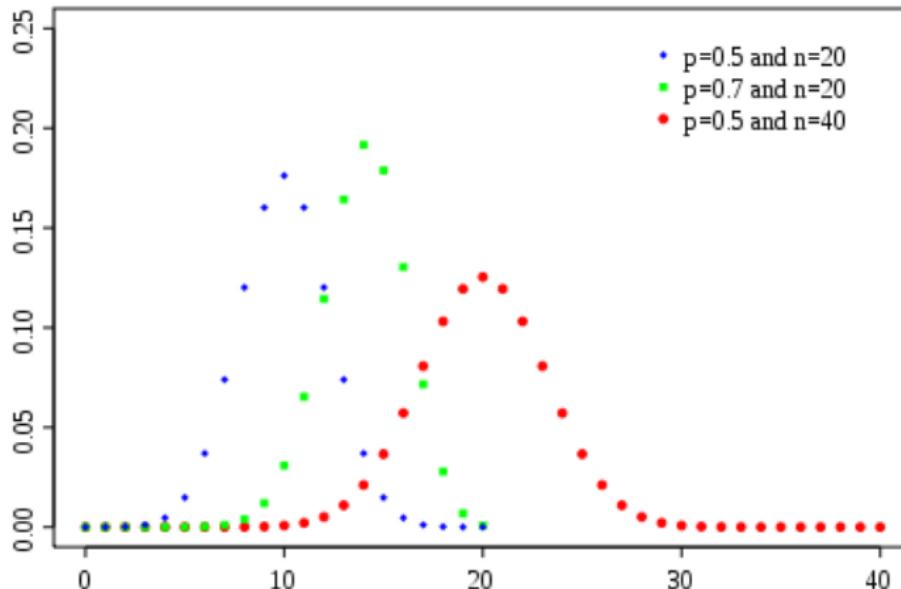
Binomické rodělení

$$P(K = k) = \binom{n}{k} p^k (1 - p)^{n-k}$$



Binomické rodělení

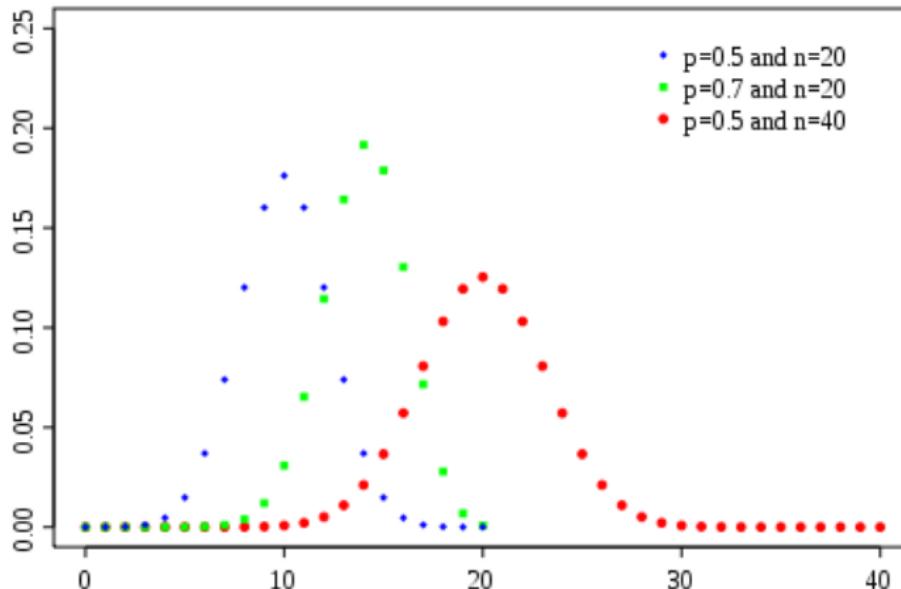
$$P(K = k) = \binom{n}{k} p^k (1 - p)^{n-k}$$



- střední hodnota: $m(k) = np$
- rozptyl: $v(k) = np(1 - p)$

Binomické rodělení

$$P(K = k) = \binom{n}{k} p^k (1 - p)^{n-k}$$



- střední hodnota: $m(k) = np$
- rozptyl: $v(k) = np(1 - p) \Rightarrow \varrho(k) = \sqrt{v(k)} = \sqrt{np(1 - p)}$

Predikce autoregulačního motivu

- průměrný počet smyček v ER grafu $G = (V, E)$:

$$|e_{self}|_{ER} \sim |E|p_{self}$$

Predikce autoregulačního motivu

- průměrný počet smyček v ER grafu $G = (V, E)$:

$$|e_{self}|_{ER} \sim |E|p_{self} \sim \frac{|E|}{|V|}$$

Predikce autoregulačního motivu

- průměrný počet smyček v ER grafu $G = (V, E)$:

$$|e_{self}|_{ER} \sim |E|p_{self} \sim \frac{|E|}{|V|}$$

- standardní odchylka $\varrho_{self\,ER}$:

$$\varrho_{self\,ER} \sim \sqrt{\frac{|E|}{|V|}}$$

- např. v trnsc. síti *E. coli* máme $|E| = 520$, $|V| = 420$ a tedy pro náhodné grafy ER modelu dostáváme následující charakteristiku:

$$|e_{self}|_{ER} \sim 1.2 \quad \varrho_{self\,ER} \sim 1.1$$

Z-skóre motivu

- *Z*-skóre kvantizuje statistickou signifikanci jevu
- dáno počtem standardních odchylek které odlišují reálnou síť od třídy náhodných grafů ER modelu

$$Z = \frac{|E_{self}|_{real} - |e_{self}|_{ER}}{\sigma_{self\ ER}}$$

Z-skóre motivu

- *Z*-skóre kvantizuje statistickou signifikanci jevu
- dáno počtem standardních odchylek které odlišují reálnou síť od třídy náhodných grafů ER modelu

$$Z = \frac{|E_{self}|_{real} - |e_{self}|_{ER}}{\sigma_{self\ ER}}$$

- pro autoregulační motiv máme v síti *E. coli* 40 smyček, a tedy *Z*-skóre autoregulačního motivu v této síti je

$$Z = \frac{40 - 1.2}{1.1}$$

Z-skóre motivu

- *Z*-skóre kvantizuje statistickou signifikanci jevu
- dáno počtem standardních odchylek které odlišují reálnou síť od třídy náhodných grafů ER modelu

$$Z = \frac{|E_{self}|_{real} - |e_{self}|_{ER}}{\sigma_{self\ ER}}$$

- pro autoregulační motiv máme v síti *E. coli* 40 smyček, a tedy *Z*-skóre autoregulačního motivu v této síti je

$$Z = \frac{40 - 1.2}{1.1} \sim 35$$

- to prokazuje signifikantní zastoupení tohoto podgrafa v reálné síti *E. coli*
- typicky považujeme za signifikantní $Z > 2$

Predikce víceuzlových motivů

- uvažujme podgraf $S_G = (V_S, E_S)$ grafu $G = (V, E)$ t.z.
 $V_S \subseteq V$, $E_S \subseteq E$ a zavedme značení $v_S = |V_S|$ a $e_S = |E_S|$
- předpokládejme $v_S > 1$
- problém: *kolik je průměrně výskytů podgrafa S_G v náhodných sítích ER modelu vzhledem k G (až na izomorfismus)?*
- vybíráme v_S uzlů: $|V| \cdot (|V| - 1) \cdots (|V| - v_S + 1) \sim |V|^{v_S}$
- mezi něž umisťujeme e_S hran: p^{e_S}
- předpokládejme S_G t.z. existuje α izomorfních variant
- řešení: *průměrný výskyt podgrafa S_G v ER lze approximovat:*

$$o(S_G, G) \sim \frac{1}{\alpha} |V|^{v_S} p^{e_S}$$

Predikce víceuzlových motivů – nástroje

- NetMatch – <http://baderlab.org/Software/NetMatch>
 - plugin aplikace Cytoscape
 - verifikuje zda zadaný podgraf je motivem v dané síti
 - detekuje instance daného motivu přímo v grafu
 - reflektuje různé typy hran a uzlů
 - simuluje na základě randomizace grafu (Barabasi-Albert)

Predikce víceuzlových motivů – nástroje

- mFinder – <http://www.weizmann.ac.il/mcb/UriAlon/groupNetworkMotifSW.html>
 - umožňuje plnou enumeraci i samplování
 - vizualizace grafů pomocí mDraw

Kashtan, N., et al., Efficient sampling algorithm for estimating subgraph concentrations and detecting network motifs. Bioinformatics, 2004. 20(11): p. 1746-58.
- FANMOD – <http://theinf1.informatik.uni-jena.de/~wernicke/motifs/index.html>
 - umožňuje plnou enumeraci i samplování
 - neumožňuje vizualizaci, vytváří HTML report

S. Wernicke and F. Rasche. FANMOD: a tool for fast network motif detection. Bioinformatics, 22(9):1152–1153, 2006.
- MAVisto – <http://mavisto.ipk-gatersleben.de/>
 - umožňuje vizualizaci výsledků
 - obsahuje editor grafů

Schreiber, F. and Schwöbbermeyer H.: MAVisto: a tool for the exploration of network motifs. Bioinformatics, 21, 3572-3574, 2005.

Základní literatura

-  Alon, U. *An Introduction to Systems Biology: Design Principles of Biological Circuits*. Chapman & Hall, 2006.
-  Kitano, H. *Looking beyond the details: a rise in system-oriented approaches in genetics and molecular biology*. Curr Genet., 2002.
-  Ellner, S.P. and Guckenheimer, J. *Dynamical Models in Biology*. Princeton University Press, 2006.
-  Bolouri, H. *Computational Modeling of Gene Regulatory Networks – a Primer*. Imperial College Press, 2008.

Doplňující literatura

-  Palsson, B. *Systems Biology: Properties of Reconstructed Networks*. Cambridge University Press, 2006.
-  de Vries, G. et al. *A Course in Mathematical Biology: Quantitative Modeling with Mathematical and Computational Methods*. S.I.A.M., 2006.
-  Edelstein-Keshet, L. *Mathematical Models in Biology*. S.I.A.M., 2005.
-  Wilkinson, D.J. *Stochastic Modelling for Systems Biology*. Chapman & Hall/CRC Mathematical & Computational Biology, 2006.