

Algorismia

Estudi Experimental de Connectivitat i Percolació de Grafs

Pau Belda, Guillem Cabré, Marc Peñalver, Prisca Oleari

Curs 2024-25, Quatrimestre de tardor

Continguts

1	Introducció	2
2	Definicions	2
2.1	Percolació	2
2.2	Transició de Fase	2
2.3	Objectius de la Experimentació	2
3	Grafs Seleccionats	4
3.1	Graella Quadrada	4
3.2	Graella Triangular	5
3.3	Graf Geomètric Aleatori	5
3.4	Graf de Barabási-Albert	6
4	Algoritmes	8
4.1	Percolació per Arestes	8
4.2	Percolació per Nodes	9
4.3	Càlcul de Components Connexes	9
5	Experimentació	11
5.1	Metodologia	11
5.1.1	Programa Main	12
5.2	Lectura de taules i gràfics	12
5.3	Graella quadrada	13
5.3.1	Percolació per arestes	13
5.3.2	Percolació per nodes	14
5.4	Graella triangular	15
5.4.1	Mida petita	15
5.4.2	Mida gran	16
6	Conclusions	18
7	Bibliografia	19
8	Annex	20

1 Introducció

Objectius i Descripció de l'Estudi

2 Definicions

2.1 Percolació

La percolació en un graf G consisteix en eliminar o desactivar nodes o arestes, i posteriorment es mesura com això afecta una certa propietat global del graf. Quan desactivem una aresta o un node, direm que ha tingut una fallida.

En termes generals, l'objectiu és estudiar com el graf passa d'estar completament connectat a parcialment o totalment desconnectat a mesura que es treuen alguns dels seus components. Quan parlem de percolació, considerem una probabilitat p que determina si una component del graf (node o aresta) es desactiva aleatòriament. Aquest mecanisme és especialment rellevant per a l'estudi de xarxes complexes, ja que ens ajuda a comprendre com de robust o vulnerable és el sistema que volem analitzar.

- **Percolació per nodes:** Cada node té una probabilitat p de ser desactivat. Un cop fet això, s'analitza com ha canviat la connectivitat del graf.
- **Percolació per arestes:** En aquest cas, les arestes es desactiven en lloc dels nodes. Això també afecta la connectivitat, ja que les connexions directes entre nodes es perden.

Després d'aplicar el procés de percolació (sobre nodes o arestes), s'obté un graf percolat, que és la versió modificada del graf original, amb una connectivitat reduïda i, possiblement, components desconnectats. Aquest graf l'anomenarem G_p .

2.2 Transició de Fase

Una transició de fase d'un graf per a una propietat concreta Π fa referència a un resultat satisfactori d'un procés de percolació aplicat al graf. En el nostre cas aquesta propietat Π serà la connectivitat del graf.

Definim un resultat com a satisfactori si, donat que es troba una probabilitat de valor q tal que es compleix la propietat Π al graf G_q (definim aquesta probabilitat com q_Π), per als grafs $G_{q'}$ on $q' > q_\Pi$, aquests verifiquen la propietat Π , i als grafs $G_{q'}$ on $q' < q_\Pi$, no la verifiquen (ambdues afirmacions són vàlides si es compleixen amb una probabilitat prou alta).

Quan s'ha obtingut aquest resultat, diem que la propietat Π presenta una transició de fase al voltant de q_Π .

2.3 Objectius de la Experimentació

En aquest projecte, realitzem un estudi experimental sobre la transició de fase en grafs sotmesos a un procés de percolació, modelat mitjançant un paràmetre $p \in [0, 1]$ que representa la probabilitat que un node o aresta falli. L'objectiu principal és analitzar com varia el nombre de components connexes d'un graf durant el procés de percolació, avaluant l'existència d'un valor crític, conegut com a *threshold* o umbral de transició de fase, al voltant del qual el graf experimenta canvis significatius en la seva connectivitat.

Per a aquest anàlisi, considerem diversos models de grafs, incloent xarxes quadrades, grafs geomètrics aleatoris i altres models paramètrics. Els experiments es realitzaran per grafs de diferents mides, enfocant-nos en el comportament asimptòtic a mesura que el nombre de nodes creix. L'estudi es complementarà amb la implementació d'algorismes per a generar aquests grafs, aplicar percolació i calcular el nombre de components connexes.

Objectius específics:

- Estudiar la possible transició de fase en graells quadrades $n = m \times m$, sent n el nombre de nodes, sota un procés de percolació per nodes i arestes amb probabilitat p .

- Estudiar la possible transició de fase en grafs geomètrics aleatoris connexes (*Random geometric graphs*), sota un procés de percolació d'arestes.
- Estudiar la possible transició de fase sota un procés de percolació d'arestes en el graelles triangulars $n = \frac{rows \times (rows + 1)}{2}$, sent n el nombres de nodes.
- Estudiar la possible transició de fase sota un procés de percolació de nodes en el graf de tipus *Hub Graph* o graf Barabási-Albert.

Els resultats obtinguts permetran caracteritzar el comportament de diferents models de grafs sota condicions de percolació i explorar la robustesa d'aquestes xarxes davant de fallades aleatòries. També explicarem per què aquests grafs han estat considerats els més rellevants per al nostre estudi.

3 Grafs Seleccionats

En aquesta secció s'exposen els grafs seleccionats per a l'estudi experimental. Concretament, explicarem les peculiaritats de cada graf. Així mateix, es detallaran els algorismes utilitzats per a la generació de cada tipus de graf.

3.1 Graella Quadrada

Algorisme 1 Generació de Graf de Graella Quadrada $G(m \times m)$

Entrada: m (dimensió de la graella)

Sortida: Graf g

```
1: Inicialitzar  $n = m \times m$  (nombre de nodes del graf)
2: Crear un graf buit  $g$  amb  $n$  nodes
3: for  $i = 0$  fins a  $m - 1$  do
4:   for  $j = 0$  fins a  $m - 1$  do
5:      $nodeActual = i \times m + j$ 
6:     if  $i < m - 1$  then
7:        $nodeFilaInferior = (i + 1) \times m + j$ 
8:       Afegir una aresta entre  $nodeActual$  i  $nodeFilaInferior$ 
9:     end if
10:    if  $j < m - 1$  then
11:       $nodeColumnaDreta = i \times m + (j + 1)$ 
12:      Afegir una aresta entre  $nodeActual$  i  $nodeColumnaDreta$ 
13:    end if
14:  end for
15: end for
16: Retornar el graf  $g$ 
```

El generador de grafs de graella quadrada crea un graf amb una estructura regular en què cada node és adjacent als nodes de la fila superior, inferior, esquerra i dreta, si aquests existeixen. Aixó s'aconsegueix comprovant per cada node si existeixen nodes a la fila inferior i a la columna dreta, i si és així, s'afegeixen les arestes corresponents.

3.2 Graella Triangular

Algorisme 2 Generació de Graf de Graella Triangular $G(rows)$

Entrada: $rows$ (nombre de files)

Sortida: Graf g

```
1: Inicialitzar  $n = \frac{rows \times (rows+1)}{2}$  (nombre de nodes del graf)
2: Crear un graf buit  $g$  amb  $n$  nodes
3:  $nodeActual = 0$ 
4: for  $i = 0$  fins a  $rows - 1$  do
5:   for  $j = 0$  fins a  $i$  do
6:     if  $j < i$  then
7:        $nodeDreta = nodeActual + 1$ 
8:       Afegir una aresta entre  $nodeActual$  i  $nodeDreta$ 
9:     end if
10:   if  $i < rows - 1$  then
11:      $nodeInferiorEsquerra = nodeActual + i + 1$ 
12:     Afegir una aresta entre  $nodeActual$  i  $nodeInferiorEsquerra$ 
13:      $nodeInferiorDret = nodeActual + i + 2$ 
14:     Afegir una aresta entre  $nodeActual$  i  $nodeInferiorDret$ 
15:   end if
16:    $nodeActual = nodeActual + 1$ 
17: end for
18: end for
19: Retornar el graf  $g$ 
```

El generador de grafs de graella triangular crea un graf amb n nodes, on $n = 1 + 2 + 3 + \dots + rows = \frac{rows \times (rows+1)}{2}$ per tal de conseguir una estructura triangular. Aquests nodes tenen una estructura en què cada node està connectat als veïns de la dreta i l'esquerra, així com als nodes superiors i inferiors, tant a l'esquerra com a la dreta, sempre que aquests existeixin. Això s'aconsegueix comprovant per a cada node si hi ha nodes a la fila inferior i a la columna dreta, i si és així, s'afegeixen les arestes corresponents.

3.3 Graf Geomètric Aleatori

Algorisme 3 Generació de Graf Geomètric Aleatori $G(n, r)$

Entrada: n (nombre de nodes), r (radi de connexió)

Sortida: Graf g

```
1: Crear un graf buit  $g$  amb  $n$  nodes
2: Inicialitzar un vector de coordenades  $coords$  de longitud  $n$ 
3: for  $i = 0$  fins a  $n - 1$  do
4:    $coords[i].x = rand01()$ 
5:    $coords[i].y = rand01()$ 
6: end for
7: for  $i = 0$  fins a  $n - 1$  do
8:   for  $j = i + 1$  fins a  $n - 1$  do
9:     if  $distanciaEuclidiana(coords[i], coords[j]) < r$  then
10:      Afegir una aresta entre  $i$  i  $j$  al graf  $g$ 
11:     end if
12:   end for
13: end for
14: Retornar el graf  $g$ 
```

El generador de grafs geomètrics aleatoris crea un graf amb n nodes, on cada node es col·loca aleatòriament en un espai bidimensional unitari. Dos nodes estan connectats per una aresta si la distància entre ells és

menor que un radi r especificat. Això es determina calculant la distància euclidiana entre tots els parells de nodes i afegint arestes quan la distància és inferior a r .

3.4 Graf de Barabási-Albert

Algorisme 4 Generació de Graf de Barabási-Albert $G(n, m_0, m)$

Entrada: n (nombre de nodes), m_0 (nombre de nodes inicials), m (grau de connexió per nou node)
Sortida: Graf g

```

1: Crear un graf buit  $g$  amb  $n$  nodes
2: Inicialitzar un vector connection_degree de longitud  $n$ 
3: for  $i = 0$  fins a  $m_0 - 1$  do
4:   for  $j = i + 1$  fins a  $m_0 - 1$  do
5:     Afegir una aresta entre  $i$  i  $j$  al graf  $g$ 
6:   end for
7:   connection_degree[ $i$ ] =  $m_0 - 1$ 
8: end for
9: for  $i = m_0$  fins a  $n - 1$  do
10:  Inicialitzar un vector buit candidates
11:  while la longitud de candidates és menor que  $m$  do
12:    selectedNode = preferentialAttachment(connection_degree)
13:    if selectedNode no està en candidates then
14:      Afegir selectedNode a candidates
15:    end if
16:  end while
17:  for cada  $j$  en candidates do
18:    Afegir una aresta entre  $i$  i  $j$  al graf  $g$ 
19:    connection_degree[ $j$ ] += 1
20:  end for
21:  connection_degree[ $i$ ] =  $m$ 
22: end for
23: Retornar el graf  $g$ 

```

El generador de grafs de Barabási-Albert crea un graf que segueix el model de creixement de xarxes, on s'afegeixen nodes nous que es connecten a nodes existents en funció del seu grau de connexió. Comença amb un conjunt inicial de m_0 nodes completament connectats, i cada nou node que s'afegeix selecciona m nodes existents per connectar-se, amb una probabilitat proporcional al seu grau de connexió.

Aquesta selecció es realitza mitjançant la funció `preferentialAttachment`, que s'encarrega de seleccionar un node existent basant-se en el seu grau de connexió. La funció funciona de la següent manera:

Algorisme 5 Preferential Attachment

Entrada: *connection_degree* (vector de graus de connexió)

Sortida: *chosen* (node seleccionat)

```
1: Inicialitzar degree_sum = 0, temp_sum = 0
2: for cada i en connection_degree do
3:   degree_sum += i
4: end for
5: random_num = rand() mod degree_sum
6: for i = 0 fins a length(connection_degree) - 1 do
7:   temp_sum += connection_degree[i]
8:   if random_num ≤ temp_sum then
9:     chosen ← i
10:
11:   end if
12: end for
13: Retornar chosen
```

Aquesta funció calcula la suma total dels graus de connexió de tots els nodes existents i selecciona aleatòriament un node, on la probabilitat de seleccionar cada node és proporcional al seu grau de connexió. Així, els nodes amb més connexions tenen una major probabilitat de ser seleccionats, promovent el creixement de xarxes amb característiques d'escala.

4 Algoritmes

En aquesta secció es presenten els principals algorismes emprats en l'estudi de la transició de fase. A continuació, detallarem cada algorisme i donarem una breu explicació d'aquests. Els algorismes abordats són els següents:

4.1 Percolació per Arestes

Algorisme 6 Percolació d'Arestes en un Graf

Entrada: Graf $G = (V, E)$ amb n nodes, probabilitat p

Sortida: Graf percolat $G_p = (V, E')$ on $E' \subseteq E$

```
1: Crear un nou graf buit  $G_p$  amb  $n$  nodes (còpia profunda de  $G$ )
2: for cada node  $u$  en  $V$  do
3:   for cada node  $v$  en la llista d'adjacència d' $u$  d'el graf  $G$  do
4:     if  $u < v \wedge \text{rand01}() > p$  then
5:       Afegir l'aresta  $(u, v)$  al graf  $G_p$ 
6:     end if
7:   end for
8: end for
9: Retornar el graf  $G_p$ 
```

Aquest algorisme retorna el graf percolat a partir del graf original. Això s'aconsegueix eliminant les arestes amb una probabilitat p . Per evitar processar una mateixa aresta més d'una vegada, s'utilitza la condició $u < v$, ja que en grafs no dirigits una aresta (u, v) és equivalent a (v, u) . Tal com s'ha mencionat prèviament, la funció `rand01()` genera un nombre aleatori entre 0 i 1, que es compara amb la probabilitat p per decidir si es manté o s'elimina una aresta.

4.2 Percolació per Nodes

Algorisme 7 Percolació de Nodes en un Graf

Entrada: Graf $G = (V, E)$ amb n nodes, probabilitat p

Sortida: Graf percolat $G_p = (V', E')$ on $V' \subseteq V$ i $E' \subseteq E$

```
1: Inicialitzar un vector posicioNodes de longitud  $n$ 
2: Assignar  $nbNodesVius = n$ 
3: for cada node  $u$  en  $V$  do
4:   Generar un valor aleatori  $r = \text{rand01}()$ 
5:   if  $r < p$  then
6:     Marcar el node  $u$  com a fallat
7:     Decrementar  $nbNodesVius$ 
8:   else
9:     Actualitzar la posició del node viu  $posicioNodes[u] = u - n + nbNodesVius$ 
10:  end if
11: end for

12: Crear un graf buit  $G_p$  amb  $nbNodesVius$  nodes
13: for cada node  $u$  en  $V$  do
14:   if  $u$  no ha fallat then
15:     for cada node  $v$  en la llista d'adjacència de  $u$  en  $G$  do
16:       if  $v$  no ha fallat  $\wedge u < v$  then
17:         Afegir l'aresta  $(posicioNodes[u], posicioNodes[v])$  a  $G_p$ 
18:       end if
19:     end for
20:   end if
21: end for
22: Retornar el graf  $G_p$ 
```

Aquest algorisme retorna el graf percolat a partir del graf original eliminant nodes amb una probabilitat p . Per a cada node, es genera un valor aleatori entre 0 i 1 mitjançant la funció `rand01()`. Si aquest valor és inferior a p , el node es considera eliminat (fallat) i no es conservarà en el graf resultant.

Els nodes que sobreviuen són reindexats per assegurar que el nou graf té una numeració consecutiva de nodes. Les arestes només es conserven si ambdós nodes que connecten han sobreviscut, i es manté la condició $u < v$ per evitar afegir la mateixa aresta dues vegades, ja que en els grafs no dirigits una aresta (u, v) és equivalent a (v, u) . Així, el resultat és un graf amb una mida reduïda en funció de la probabilitat p , mantenint només els nodes i arestes que han "sobreviscut" al procés de percolació.

4.3 Càlcul de Components Connexes

Algorisme 8 Càlcul del Nombre de Components Connexes

Entrada: Graf $G = (V, E)$ amb n nodes

Sortida: Nombre de components connexos *componentCount*

```
1: Inicialitzar un vector visited de longitud  $n$  amb valors false
2: Inicialitzar componentCount = 0
3: for cada node  $i = 0$  fins a  $n - 1$  do
4:   if el node  $i$  no ha estat visitat then
5:     Incrementar componentCount
6:     Realitzar una DFS a partir del node  $i$ , marcant els nodes visitats
7:   end if
8: end for
9: Retornar componentCount
```

L'algorisme utilitza una cerca en profunditat (DFS) per explorar cada component connex del graf. Cada vegada que es troba un node no visitat, es crida la funció `dfs` per explorar recursivament tots els nodes connectats a aquest node. Aquesta crida recursiva assegura que tots els nodes del mateix component quedin marcats com a visitats, evitant comptar-los més d'una vegada.

5 Experimentació

5.1 Metodologia

Per dur a terme l'experimentació del projecte, hem utilitzat diferents eines. Hem programat dos programes en C++, un llenguatge que ens ofereix molta eficàcia temporal i espacial. Aquests programes són el `main` i el `runner`. També hem dissenyat un fitxer de classe `graph` amb tots els atributs i funcions necessàries per operar amb els grafs. Aquesta classe representa els grafs com a llistes d'adjacència.

Per compilar aquests programes, hem fet ús del programari lliure `make`, que automatitza i paral·litza el compilatge i l'enllaç.

A més, hem dissenyat scripts per a l'interpret `R`, que és un programari de tractament de dades que ens analitzarà i generarà gràfics dels resultats dels estudis, que estaran en format `.csv`.

Més informació del procés d'experimentació es pot trobar en el GitHub del projecte, premeu [aquí](#) per accedir-hi. Allà, a part del codi, també podreu consultar més informació sobre la generació de grafs, les dependències del programa per compilar-lo i executar-lo, com inserir els paràmetres pels programes i més.

El programa `main`, mitjançant la classe `graph`, ens ha permès analitzar les propietats del canvi de fase a partir dels paràmetres inicials. Aquests paràmetres són els següents:

- **RandomSeed**: La llavor per al generador aleatori.
- **NúmeroMínimNodes**: El nombre mínim de nodes del graf.
- **NúmeroMàximNodes**: El nombre màxim de nodes del graf.
- **NúmeroNodesStep**: Increment dels nodes en cada iteració.
- **IteracionsPerObtenirResultat**: El nombre de vegades que es provarà la configuració per probabilitat p de percolació i per nombre de vèrtex n .
- **ModePercolació**: Tipus de percolació per nodes o per arestes.
- **PathResultat**: Fitxer on es guardaran els resultats.
- **AlgorismeGeneradorGraf**: Algorisme utilitzat per generar el graf (per exemple, Erdős-Rényi, Square-Grid, etc.).
- **ParàmetresAlgorisme**: Paràmetres addicionals per al generador de graf (opcional segons l'algorisme).

A partir d'aquests paràmetres, el programa `main` escriurà un fitxer `PATH.csv` que posteriorment serà analitzat mitjançant el software de tractament de dades `R`.

Per altra banda, tenim el programa `runner`, que rebrà com a input un fitxer de text. Aquest fitxer tindrà un llistat de paràmetres per diferents experiments del programa `main`. Un exemple d'això seria:

RGN	MIN	MAX	STEP	ITs	PERC-MODE	RESULT-PATH	GEN-ALGORITM	PARAMETERS-GEN
21312	10	100	10	1000	NODE_PERC	./data/test1.csv	Erdos-Renyi	0.1
35353	50	500	50	1000	EDGE_PERC	./data/test2.csv	Random-Geometric	0.3
72479	100	1000	100	100	EDGE_PERC	./data/test3.csv	Square-Grid	

El programa `runner`, per cada fila del fitxer que rep, inicialitzarà una instància del programa `main`, aconseguint d'aquesta manera automatitzar molt més els tests, podent córrer diferents programes `main` simultàniament.

5.1.1 Programa Main

Per entendre els resultats també s'ha d'entendre les decisions que s'han pres per la recollida de dades. Analitzarem el programa `main` mitjançant un pseudocodi per no entrar en conceptes avançats de C++. A continuació vegeu una mostra del pseudocodi:

Algorisme 9 Descripció de l'experiment

```
1: Seleccionar opcions de configuració
2: Inicialitzar el generador de nombres aleatoris
3: Obrir l'arxiu CSV i escriure la capçalera
4: for  $n$  in range(MIN_NB_NODES, MAX_NB_NODES + 1, NB_NODES_STEP) do
5:   for  $p$  des de 0 fins a 1 amb pas 0.01 do
6:     Inicialitzar el comptador de grafs connexos
7:     for  $i = 0$  fins a TRIES_PER_P do
8:       repeat
9:         Generar el graf seleccionat( $p, n, params$ )
10:      until el graf és connex
11:      Aplicar percolació (per nodes o arestes) al graf
12:      if el graf percolat és connex then
13:        Incrementar el comptador de grafs connexos
14:      end if
15:    end for
16:    Escriure entrada resultant al CSV
17:  end for
18: end for
```

Ara, analitzarem el codi. Per començar, el programa preguntarà per totes les opcions necessàries. D'aquesta manera, ens podem permetre tenir un sol programa que pugui fer tot el que necessitem i que sigui altament modular. S'utilitzarà la llavor per generar nombres aleatoris, i així l'experiment podrà ser repetit amb els mateixos resultats. Després, crearà el fitxer `PATH.csv`, al qual s'hi inseriran entrades que posteriorment s'analitzaran.

Ara analitzarem l'algorisme encarregat de generar els resultats. Vegeu com primerament iterarem sobre n tantes vegades com s'hagi indicat en la entrada. Alhora, també iterarem per cada n sobre una probabilitat de fallida de percolació. Aquest bucle tindrà 100 iteracions, $p \in \{0.00, 0.01, \dots, 1.00\}$. A més d'aquests dos bucles, iterarem una altra vegada sobre p i n tantes vegades com l'usuari hagi indicat en l'apartat *IteracionsPerObtenirResultat*. Així, es farà una mitjana amb més o menys mostres.

S'iniciarà un comptador a 0 que representarà el nombre de grafs percolats connexos. S'utilitzarà el generador de grafs seleccionat a les opcions per generar el graf que posteriorment serà percolat. Vegeu que aquí generarem grafs fins a aconseguir un graf connex. Aquesta decisió la vam prendre per tenir una representació més acurada de la transició de fase. Més endavant, es tornarà a considerar aquesta decisió, ja que hi ha grafs, com ara el *Random Geometric Graph*, que requereixen un paràmetre r , el qual, amb valors petits de r , acostuma a generar grafs no connexos.

Per acabar, percolarem el graf $G(V, E)$ de la manera que s'hagi especificat a l'input, ja sigui per nodes o per arestes, obtenint G_p . A G_p se li aplicarà un algorisme que determinarà si el graf és connex. Si ho és, s'incrementarà el comptador. Quan les *IteracionsPerObtenirResultat* s'hagin completat, s'escriurà l'entrada resultant al fitxer `PATH.csv`.

5.2 Lectura de taules i gràfics

Abans de procedir amb els experiments, es presenten les claus per interpretar correctament les taules i gràfics que acompanyen els resultats.

Gràfics: Els gràfics mostren l'evolució dels experiments en funció del paràmetre p (probabilitat de fallida) a l'eix de les X, mentre que l'eix Y mostra la probabilitat que el graf percolat G_p sigui connex. A més, en cada gràfic col·locarem més d'un experiment, donades diferents valors de n (nombre de nodes),

pintant de colors diferents cada experiment. Aquest últim paràmetre a vegades canviarà, ja que en grafos, com per exemple en el quadrat, mesurarem amb el paràmetre m , que és el nombre de files.

Taules: Les taules contenen les mètriques que són més difícils de veure amb els gràfics. Cada fila representa una instància específica de l'experiment, mentre que les columnes mostren:

- **N:** nombre de nodes de l'experiment (pot variar dependent del graf).
- **Threshold:** punt d'inflexió en què apareix la transició de fase.
- **Probabilitat Connex:** la probabilitat que el graf percolat sigui connex.
- **Taxa de Canvi:** pendent del segment en el punt *threshold*.

Creiem convenient explicar com calculem el punt d'inflexió o punt *threshold*. El trobarem com el segment amb el pendent més pronunciada.

5.3 Graella quadrada

Per estudiar la possible transició de fase a graells quadrades hem decidit fer proves amb grafos de mida petita, des de 2x2 nodes a 20x20, així com amb grafos de mida més gran, de 20x20 nodes a 200x200. Això ens servirà per estudiar el comportament de la percolació tant per node com per aresta en diferents escales de complexitat. Hem triat aquestes mides de grafos per poder comparar resultats en diferents dimensions i observar com la mida del graf influeix en la percolació, formació de components connexes i transició de fase.

5.3.1 Percolació per arestes

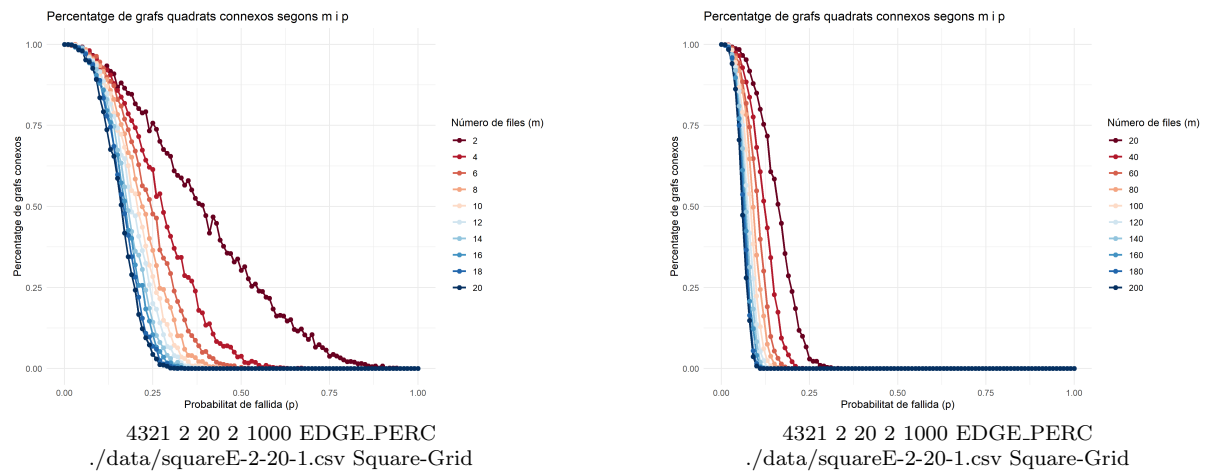


Figura 1: Comparativa de percolació per arestes del grafs quadrats amb mides diferents

La *Figura 1* mostra una comparació de la percolació per arestes en grafs quadrats de mides diferents. Ambdós gràfics representen la relació entre la probabilitat de fallida p (eix x) i el percentatge de grafs connexos (eix y). A mesura que la p augmenta, més arestes s'eliminen i per tant hi ha menys connectivitat en els grafs. El gràfic de l'esquerra mostra els resultats per grafs de mida petita, de 2 a 20 files, mentres que el de la dreta representa els resultats per grafs més grans, de 20 a 200 files.

En els dos gràfics podem veure com a mesura que els grafs són més grans la pèrdua de connectivitat comença a valors més petits de p . En canvi, els grafs més petits com els de 2 o 4 files continuen connectats durant més temps, arribant a valors més grans de p abans de perdre completament la connectivitat. A més a més, en grafs grans es pot observar una baixada molt més brusca en el percentatge de grafs connexos que ens indica una transició de fase més marcada.

M	Threshold p	Percentatge Connex	Tasa de Cambi
2	0.24	0.73	-5.90
4	0.26	0.53	-8.30
6	0.27	0.37	-9.80
8	0.24	0.40	-7.50
10	0.19	0.55	-7.70
12	0.18	0.56	-8.70
14	0.17	0.56	-7.40
16	0.18	0.43	-9.00
18	0.15	0.60	-8.80
20	0.17	0.42	-8.70
40	0.15	0.23	-11.40
60	0.11	0.40	-14.90
80	0.09	0.50	-14.90
100	0.10	0.22	-16.00
120	0.07	0.56	-18.50
140	0.07	0.48	-19.60
160	0.08	0.21	-21.60
180	0.06	0.54	-21.30
200	0.06	0.47	-23.20

Taula 1: Dades de connectivitat de grafs quadrats

Amb aquesta comparació podem veure clarament com la mida del graf influeix en la rapidesa de la pèrdua de connectivitat i el valor de p on hi ha la transició de fase. En grafs petits la transició és més gradual i el valor de probabilitat de fallida que provoca la desconexió completa és més alt. Per contra, en els grafs grans la pèrdua de connectivitat és molt més abrupta i el valor de p que provoca la desconexió total del graf és més petit.

5.3.2 Percolació per nodes

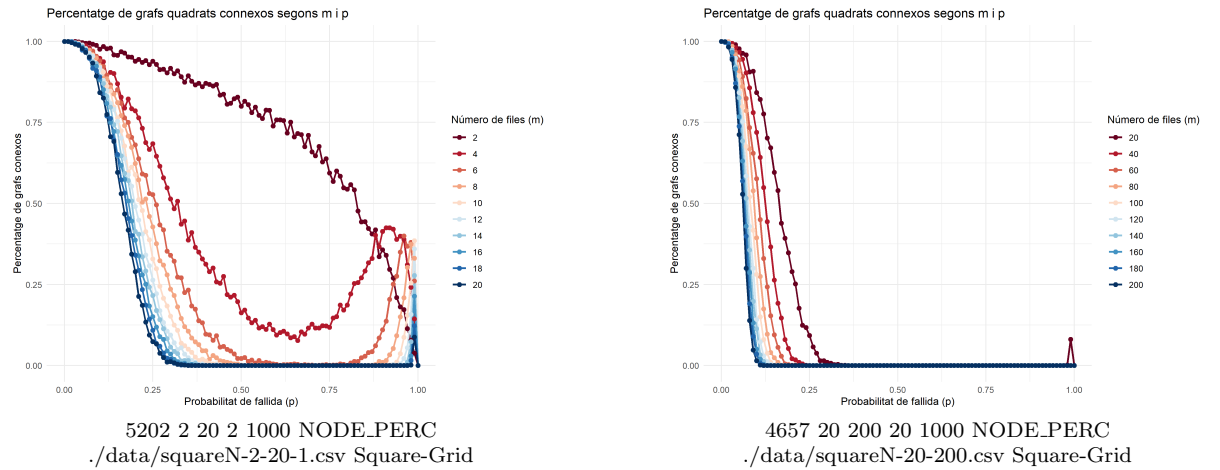


Figura 2: Comparativa de percolació per nodes del grafs quadrats amb mides diferents

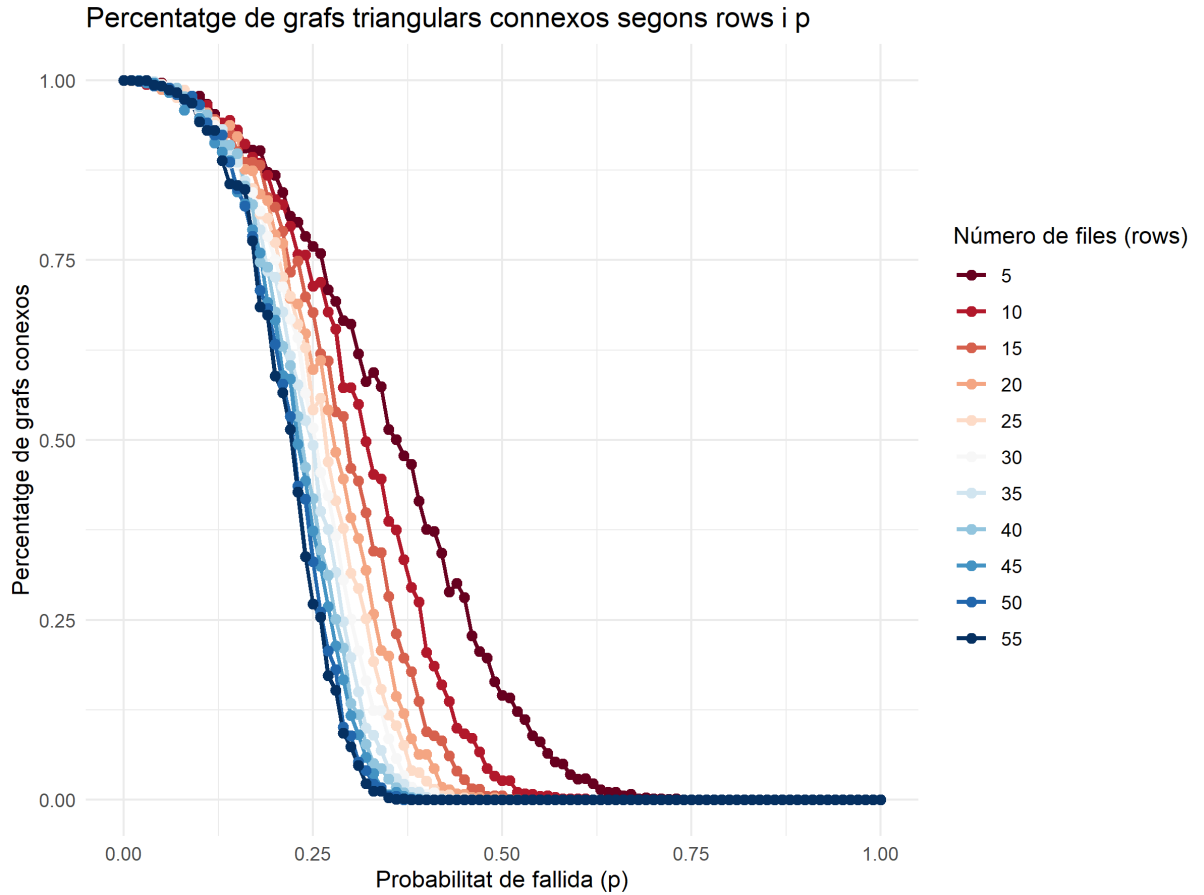
La *Figura 2* mostra la comparació de la percolació per nodes en grafs quadrats de mides diferents. Com en la percolació per arestes, el gràfic de l'esquerra mostra els resultats per grafs petits i el de la dreta grafs més grans. Els eixos són també els mateixos, i cada línia del graf mostra la relació entre la probabilitat de fallida p i el percentatge de grafs conexas segons la mida del graf.

5.4 Graella triangular

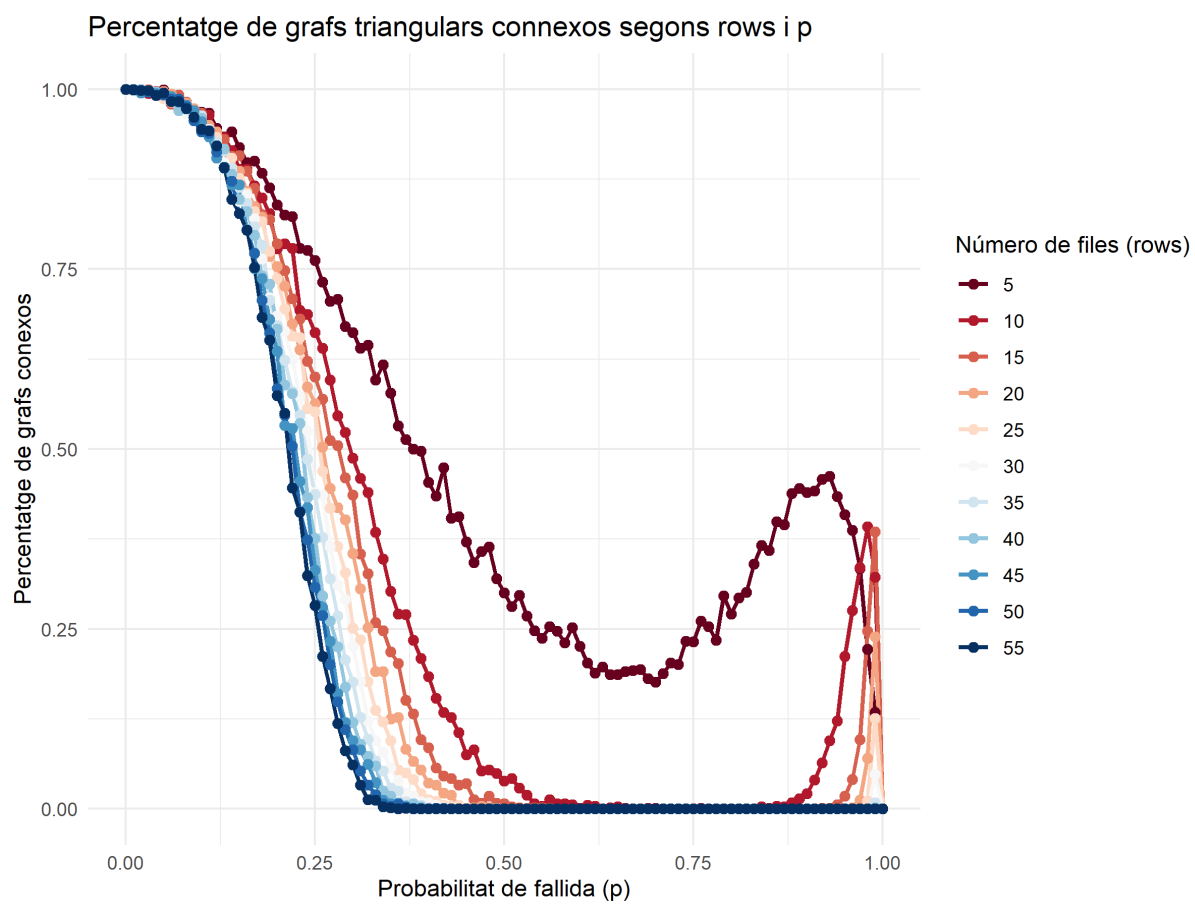
Ara estudiem la transició de fase en graelles triangulars. Per l'experimentació hem fet el mateix que en les graelles quadrades, estudiar la percolació per aresta i per node en grafs de mida petita i mida gran. En aquest cas, els grafs petits comencen amb 5 files fins a 55 files, amb increment de 5 files cada vegada, mentre que la mida gran son grafs de 50 a 150 files amb increments de 10 files.

5.4.1 Mida petita

Percolació per aresta

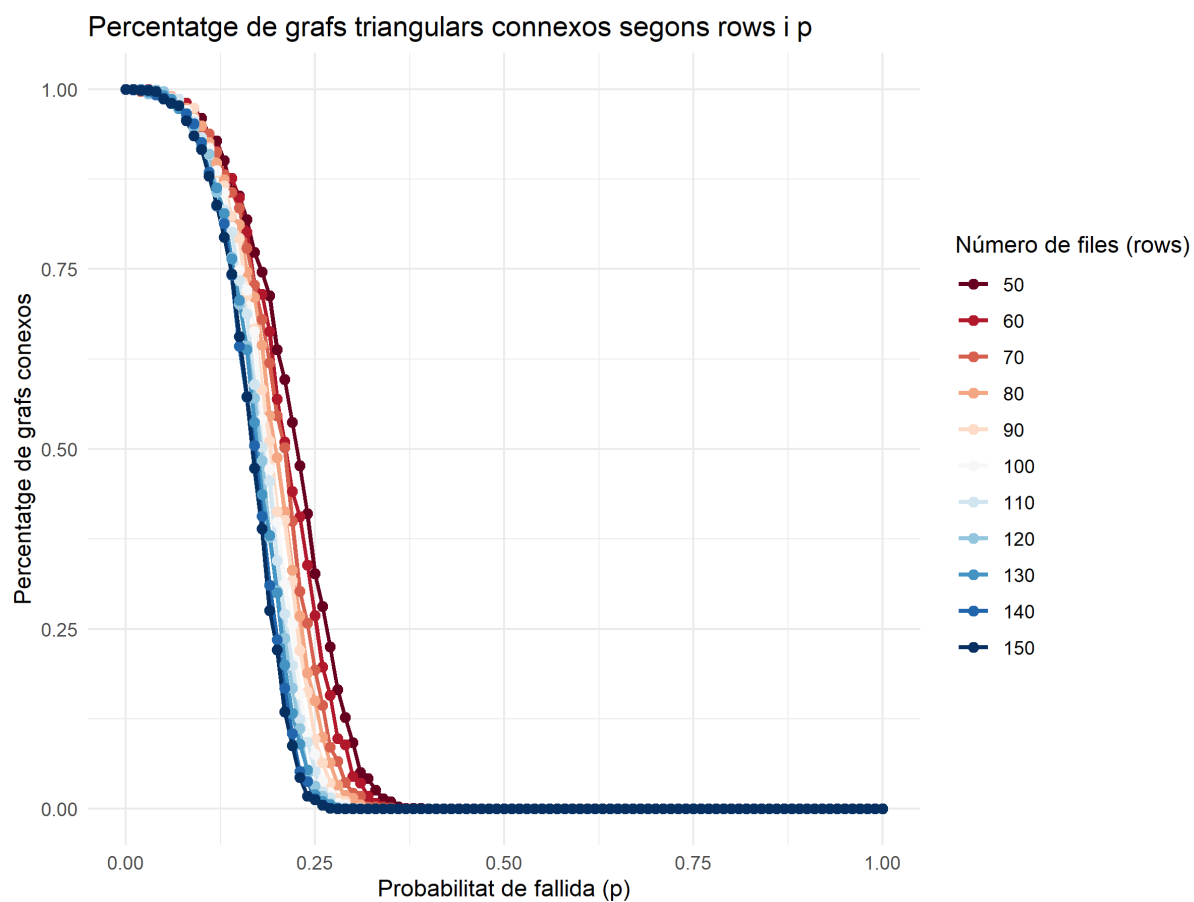


Percolació per node

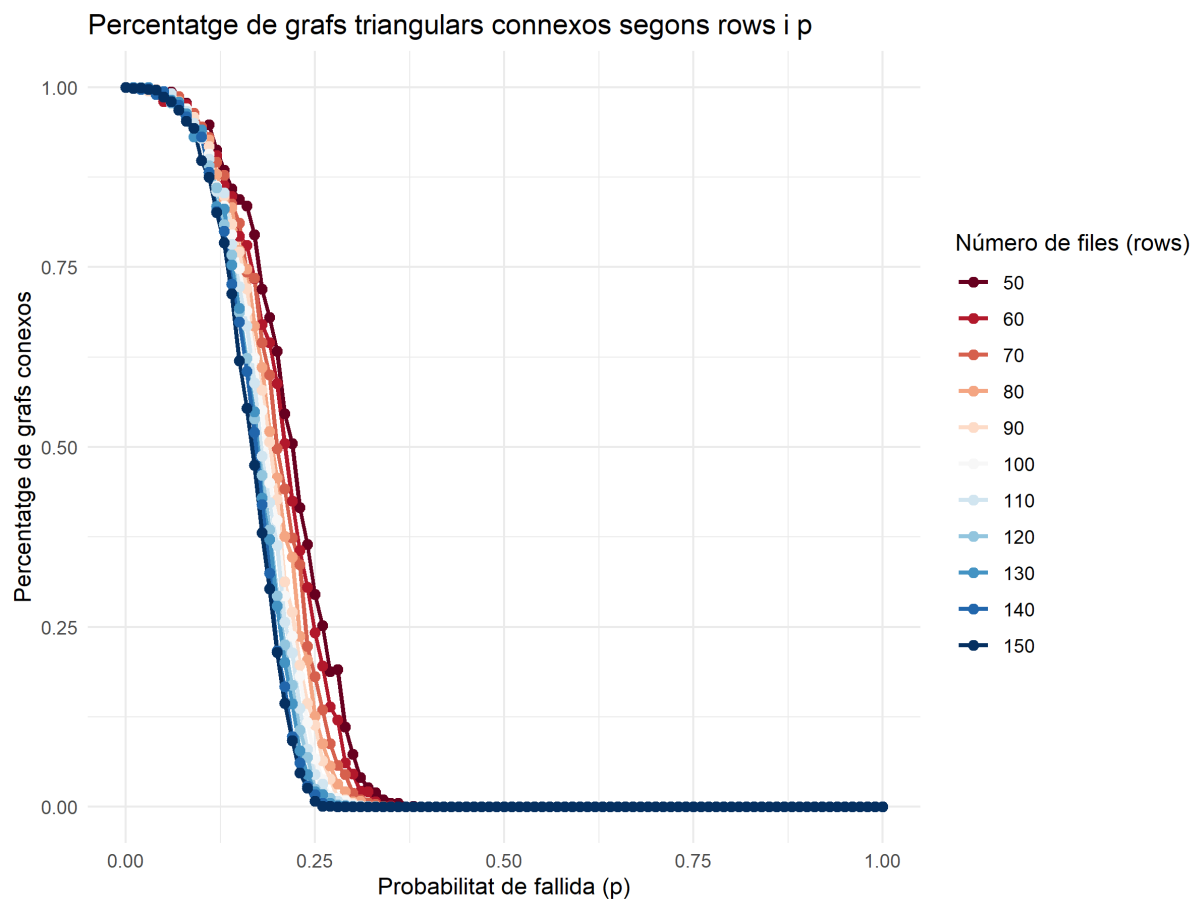


5.4.2 Mida gran

Percolació per aresta



Percolació per node



6 Conclusions

7 Bibliografia

- Wikipedia. *Model d'Erdős-Rényi*.

8 Annex