

Bioinformatische Anwendung von *Graphlets* zur
Analyse von Proteinstrukturtopologien zur
Analyse von Proteinen
Rohfassung

Ben Haladik

6. Januar 2016

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	2
1.1	Motivation	2
1.2	<i>State of the Art</i>	3
1.3	Ziele	4
1.4	Aufbau der Arbeit	4
2	Materialien und Methoden	5
2.1	PLCC	5
2.2	Die PTGL	5
2.3	Der <i>Graphlet</i> -Algorithmus	5
2.4	<code>graphletAnalyser</code>	7
2.5	Scoring	8
2.5.1	Tanimoto-Koeffizient	8
2.5.2	Relative <i>Graphlet</i> -Häufigkeiten-Distanz	8
2.5.3	<i>Root-Mean-Square-Deviation</i>	8
2.6	Datensätze	9
2.6.1	FATCAT-SCOP- <i>Benchmarking-Set</i>	9
2.6.2	Fallstudien	9
3	Ergebnisse	10
4	Diskussion und Ausblick	11
5	Anhang	12
5.1	Tabellenverzeichnis	12
5.2	Bildverzeichnis	12
5.3	Literaturverzeichnis	12

Kapitel 1

Einleitung

1.1 Motivation

TODO: Zitationen einfügen: schwierigkeit der Analyse, bereits bekannte Methoden

Die Ähnlichkeit von Proteinen zu bestimmen ist eine große Herausforderung. In der Zeit als wenige Strukturen bekannt waren wurde die strukturelle Ähnlichkeit von Proteinen noch von Experten visuell bewertet, aber mittlerweile wurde die Strukturen von über 100000 biologischen Makromolekülen in der PDB. Der Vergleich dieser gigantischen Anzahl von Strukturdaten erfordert effiziente algorithmische Analysemethoden. Solche Analysen können tiefe Einblicke in die ferne evolutionäre Verwandtschaft von Proteinen liefern. Außerdem sind sie im Bereich des *Drug-Design* hoch interessant, denn Strukturdaten liefern Informationen über mögliche Liganden, die ein Protein binden kann. Damit sind sie in der pharmakologischen Forschung von zentraler Bedeutung. Das Problem hierbei ist, dass die Berechnung der Ähnlichkeit von 3D-Strukturen algorithmisch ein schwieriges Problem darstellt; lange Berechnungszeiten sind die Regel und es ist schwierig herauszufinden, ob der gefundene Ähnlichkeitswert für zwei Proteine nur ein lokales Optimum darstellt. Deshalb wird versucht, von der 3D-Darstellung zu abstrahieren, ohne zentrale Strukturinformationen zu verlieren. Beispielsweise werden Distanzmatrizen verwendet, die die Abstände einzelner Residuen zueinander speichern (DALI zitieren), anstatt die Koordinaten jedes Atoms abzuspeichern. Auch Graphen eignen sich, um Strukturdaten in einer leichter zu analysierenden Form abzuspeichern. Denn Graphen können genau wie Distanzmatrizen Informationen über räumliche Nähe aufbewahren. Die PTGL [2] speichert Proteinstrukturtopologien als Graphen ab. So werden zentrale Informationen über die Struktur eines Proteins aufbewahrt während die Größe der Daten maßgeblich reduziert wird. Diese Darstellung hat den weiteren Vorteil, dass Graphen zu den meistuntersuchten mathematischen Strukturen der letzten Jahre gehören. Soziale Netzwerke, Interaktionen von Proteinen in Zellen, das Internet: All diese Dinge lassen sich als Graphen darstellen und werden als

solche untersucht. Doch auch die Ähnlichkeit von Graphen zu bestimmen ist ein schwieriges Problem. Es gilt als NP-schwer (Zitat?). In den 2000ern tauchten mehrere Methoden auf, um die Ähnlichkeit von Graphen zu bestimmen.

1.2 *State of the Art*

TODO: Methoden nennen, weitere Zitationen

Es gibt bereits einige Methoden, um Proteinstrukturen miteinander zu vergleichen. *Hasegawa et al* [1] liefern einen umfangreichen Vergleich verschiedener Methoden, bei denen Strukturen auf unterschiedlichen Abstraktionsstufen betrachtet und verglichen werden. So können Proteinstrukturen dreidimensional, zweidimensional und eindimensional betrachtet und verglichen werden.

3D-Methoden versuchen zunächst mittels Sequenzalignment einen Bereich in den zu vergleichenden Proteinen zu finden, in dem sich beide Proteine sehr ähnlich sind. Dieser Bereich fungiert gewissermaßen als *Anker* für das weitere Alignment. In den weiteren Schritten werden die Proteine so positioniert, dass die Distanzen in dem alignierten Bereich minimal sind. Von diesem *Template* ausgehend, werden die Distanzen zwischen den weiteren Residuen der Proteine berechnet und meist mittels *Root-mean-square-deviation* bewertet.

2D-methoden versuchen Kontakte zwischen Residuen oder Sekundärstrukturen zu vergleichen. Diese Kontakte werden beispielsweise als graphen oder Distanzmatrizen dargestellt. Der Vergleich zwischen zwei Proteinstrukturen wird dann beispielsweise als Vergleich zweier Distanzmatrizen durchgeführt.

1D-Methoden nutzen Strukturprofile zur Darstellung von Proteinen. In Strukturprofilen repräsentieren einzelne Buchstaben Eigenschaften von Residuen und die Konformation des Protein-*Backbone* an der entsprechenden Stelle. So können schnelle *String*-Algorithmen genutzt werden, um Strukturen zu suchen und zu vergleichen.

0D-Methoden reduzieren die 3D-Struktur am stärksten. Die gesamte Struktur wird durch eine Zahl beschrieben, die sich aus der Struktur berechnen lässt. Sie erlauben sehr schnelle Suchen in Datenbanken, haben aber das Problem, dass sie keinen Vergleich von Teilstrukturen ermöglichen.

Die Methoden stellen alle einen Versuch dar, die Ähnlichkeit von Proteinen zu beziffern. Sie werden angewendet, um entfernt homologe Proteine aufzuspüren und in Datenbanken eine Ähnlichkeitssuche zu ermöglichen. Dies findet vor allem im pharmakologischen Bereich Anwendung.

Interessant ist, dass unter den von *Hasegawa et al* vorgestellten 1D-Methoden keine wirklich analog zur Analyse mit *Graphlets* funktioniert. Andere 1D-Methoden

versuchen die Polypeptidkette als *String* darzustellen und damit die Konformationsänderung des *Backbone* zu beschreiben. Im Gegensatz dazu zählt der *Graphlet*-Algorithmus die *Graphlets* unabhängig von ihrer Position im Graphen. Somit repräsentiert der *Graphlet*-Vektor an jeder Stelle eine globale Eigenschaft des Graphen, anstatt die Veränderung von einer Sekundärstruktur zur nächsten zu beschreiben.

1.3 Ziele

TODO: Zitationen einfügen

Ziel der Arbeit war festzustellen, ob sich *Graphlets* eignen, um Ähnlichkeiten von Proteinstrukturen festzustellen. In den Arbeiten von *Hasegawa et al*, *Prülj et al* und *Shervashidze* wurden *Graphlets* bereits erfolgreich angewandt, um die Ähnlichkeiten von Netzwerken zu bestimmen. Ihre Analysen wurden hauptsächlich für sehr große Netzwerke, wie PPI-Graphen und (siehe TODO, Arbeit von Shervashidze) durchgeführt. Somit blieb die Frage offen, ob sich *Graphlets* auch zur Analyse von Netzwerken eignen, die deutlich kleiner sind und deutlich niedrigere Knotengrade haben. Weiterhin galt es, herauszufinden, welche Metriken sich am besten eignen, um die Unterschiede zwischen verschiedenen Topologien zu befeuern. Hiermit könnte schließlich eine Ähnlichkeitssuche in der PTGL implementiert werden.

1.4 Aufbau der Arbeit

Zunächst wird im Kapitel *Materialien und Methoden* PLCC vorgestellt - das Programm, mit dem die Graphen der PTGL erzeugt werden. Es folgt eine Kurzbeschreibung der PTGL selbst, sowie eine Beschreibung des *Graphlet*-Algorithmus. Weiterhin wird das Programm `graphletAnalyse` vorgestellt, welches den *Graphlet*-Algorithmus implementiert. Es werden verschiedene Metriken vorgestellt und evaluiert, mit denen die erhaltenen *Graphlet*-Vektoren verglichen werden. Abschließend folgt eine kurze Beschreibung des FATCAT-SCOP-*Benchmarking*-Datensatzes und der für die Fallstudien ausgewählten Proteine. Die dabei erhaltenen Ergebnisse werden im gleichnamigen folgenden Kapitel vorgestellt. Eine Diskussion der Ergebnisse und ein Ausblick auf weitere Anwendungen und Verbesserungsmöglichkeiten erfolgt im letzten Kapitel.

Kapitel 2

Materialien und Methoden

Um die Proteinstrukturtopologien aus der PTGL zu vergleichen wurde das Programm `graphletAnalyser` genutzt und erweitert. Es wurde bereits 2013 von *Tatiana Bakirova* im Rahmen ihrer Diplomarbeit im Arbeitskreis *Molekulare Bioinformatik* geschrieben. Die ursprüngliche Funktionalität wurde erweitert. Hierbei wurden Funktionen zur Analyse von Komplexgraphen, Aminosäuregraphen und den Sekundärstrukturgraphen implementiert. Diese Graphen stammen allesamt aus der PTGL (Protein Topology Graph Library) von Tim Schäfer.

2.1 PLCC

2.2 Die PTGL

Die Protein Topology Graph Library ist 2009 von *May et al.* [2] entwickelt worden. Sie stellt ein System zur Klassifizierung von 3D Proteinstrukturen zur Verfügung. Es gibt berei

2.3 Der *Graphlet*-Algorithmus

Motivation Die PTGL [4] ermöglicht also die Darstellung von Proteinstrukturtopologien als Graphen. Um aus diesen Graphen weitere Informationen zu gewinnen, ist es sinnvoll, sie untereinander vergleichen zu können. Ein solcher Vergleich ist jedoch ein schwieriges Problem: Gesucht ist eine Funktion $f : (G, G') \rightarrow \mathbb{R}$, die für zwei Graphen G und G' deren Ähnlichkeit zueinander beziffert. Es gibt diverse Möglichkeiten dieses Problem zu bearbeiten, von denen jedoch keine einfach ist. Eine Möglichkeit ist, die Suche nach größten gemeinsamen isomorphen Teilgraphen in G und G' , oder man versucht eine Editierdistanz zu berechnen - also herauszufinden, wie viele Operationen (Hinzufügen oder Entfernen von Knoten und Kanten) nötig sind um G in G' zu überführen. Diese beiden genannten Methoden erfordern jedoch aufwändige Be-

rechnungen. Deshalb werden Methoden verwendet, die *Topologische Charakteristiken* berechnen und dies in polynomieller Laufzeit bewerkstelligen. Der Vorteil hierbei ist, dass die (aufwändige) Berechnung dieser Charakteristiken nur einmal pro Graph erfolgen muss. Die Charakteristiken können dann als Datenpunkte verglichen werden und man spart sich die Berechnungen, die man sonst für alle Paare von Graphen G, G' durchführen muss. Eine Algorithmus, mit dem sich solche Charakteristiken verechnen lassen wurde 2009 von *N. Shervashidze* vorgestellt: Der *Graphlet*-Algorithmus.

Beschreibung des Algorithmus *Graphlets* sind kleine induzierte Teilgraphen eines größeren ungerichteten Graphen. *N. Shervashidze* stellte diese Methode als Vergleichsschema für Graphen 2009 zum ersten Mal vor. (Literaturverweis einfügen). Folgendes Bild zeigt alle *Graphlets* der Größe 4:

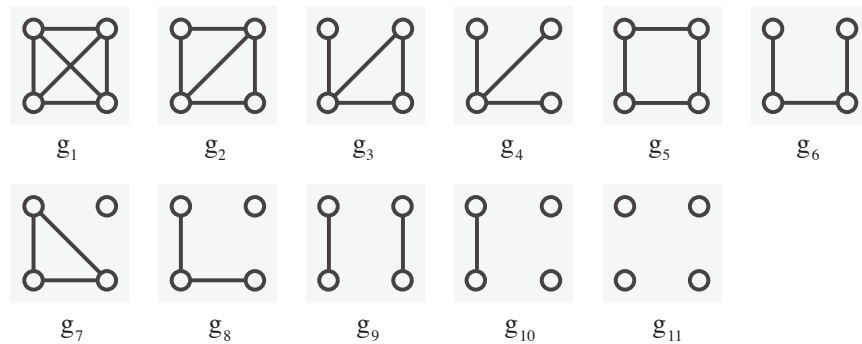


Abbildung 2.1: Graphlets der Größe 4 (*Shervashidze et al.*)

Um ein *Graphlet* der Größe k zu finden, besucht der Algorithmus alle Euler-Wege der Länge k , in dem gegebenen Graphen. Für jeden dieser Wege überprüft er, für alle Paare von Knoten v, w ob es eine Kante $e = v, w$ gibt, die nicht zu dem besuchten Euler-Weges gehört. Je nachdem, welche Kanten hierbei gefunden werden, wird der Zähler für das entsprechende *Graphlet* erhöht. Der Algorithmus zählt hier aber nur alle zusammenhängenden *Graphlets*. Er verwendet die folgenden Gewichtungsvektoren:

Graphlet-Gewichtungsvektoren

$$w_2 := \left(\frac{1}{2} \right) \quad (2.1a)$$

$$w_3 := \left(\frac{1}{6}, \frac{1}{2} \right) \quad (2.1b)$$

$$w_4 := \left(\frac{1}{24}, \frac{1}{12}, \frac{1}{4}, 1, \frac{1}{8}, \frac{1}{2} \right) \quad (2.1c)$$

$$w_5 := \left(\frac{1}{120}, \frac{1}{72}, \frac{1}{48}, \frac{1}{36}, \frac{1}{28}, \frac{1}{20}, \frac{1}{14}, \frac{1}{10}, \frac{1}{12}, \frac{1}{8}, \frac{1}{4}, \frac{1}{2}, \frac{1}{12}, \frac{1}{12}, \frac{1}{4}, \frac{1}{4}, \frac{1}{2}, 1, \frac{1}{2}, 1 \right) \quad (2.1d)$$

Jede Stelle eines Vektors w_i ist mit einem *Graphlet* assoziiert. Da der Algorithmus alle Euler-Wege einer Länge i in dem Graphen abläuft, sind in den Vektoren Brüche eingetragen, wobei der Zähler für die Anzahl der Euler-Wege der Länge i steht. Dies stimmt natürlich nicht für die sogenannten Stern-*Graphlets* (g_4 in 2.1 g_{19}, g_{20} und g_{21} in 5.3). Da diese keinen Euler-Weg der Länge 4 bzw. 5 enthalten werden sie anders gezählt. (beispiel mit Pseudocode einfügen?)

2.4 graphletAnalyser

Der **graphletAnalyser** berechnet die oben beschriebenen *Graphlets* nach dem Algorithmus von *Shervashidze et al.*. Zur Zeit unterstützt er die Berechnung für 3 verschiedene Graphen der PTGL: SSE-Graphen sind Graphen, die eine Polypeptidkette als Graph darstellen indem sie ihre Sekundärstrukturelemente als Knoten repräsentieren und diese mit Kanten verbinden, wenn sie räumlich benachbart sind.

Komplexgraphen sind Graphen für Proteinkomplexe; sie modellieren mehrere Polypeptidketten indem sie mehrere SSE-Graphen miteinander verknüpfen.

Aminosäuregraphen modellieren einzelne Aminosäuren als Knoten und verbinden diese miteinander, wenn sie räumlich benachbart sind. Dementsprechend ein Vielfaches der Knoten und Kanten eines SSE- oder Komplex-Graphen.

Zusätzlich zu den *Graphlets* bis zur Größe 5 berechnet das Programm markierte *Graphlets* mit bis zu 3 Knoten. Dabei werden zunächst alle Markierungen die kombinatorisch möglich sind berechnet und die entsprechenden *Graphlets* werden gezählt.

Das Programm wird über die Kommandozeile aufgerufen und erhält eine oder mehrere GML-Dateien als Argumente. Zusätzlich kann angegeben werden, ob die GML-Datei einen Proteingraphen, Komplexgraphen oder Aminosäuregraphen beschreibt. Alternativ kann auch in der Konfigurationsdatei angegeben werden, dass eine andere Art von Graph eingelesen werden soll. **graphletAnalyser**

ist also in der Lage, jede GML-Datei, die einen ungerichteten Graphen enthält einzulesen und für sie *Graphlets* zu berechnen. Der Nutzer kann weiterhin ein Alphabet unterschiedlicher Knotenmarkierungen angeben, für das markierte *Graphlets* berechnet werden. Somit kann das Programm auch für graphenbezogene Fragestellungen verwendet werden, die sich nicht auf Proteine beziehen. Aus der .gml-Datei wird ein Graph erstellt. Das Programm nutzt hierbei die *Boost-Graph-Library* zur internen Darstellung. Entsprechend der vom Nutzer ausgewählten Funktionen werden die *Graphlets* berechnet und als Datei ausgegeben. Zusätzlich können sie in einer lokalen Datenbank abgespeichert werden.

2.5 Scoring

2.5.1 Tanimoto-Koeffizient

2.5.2 Relative *Graphlet*-Häufigkeiten-Distanz

N. Pržulj et al. haben *Graphlets* bereits in verschiedensten Zusammenhängen auf biologische Daten wie Protein-Protein-Interaktionsnetzwerke [3] angewandt. Als Maß für die Ähnlichkeit von Netzwerken nutzen sie die Relative-*Graphlet*-Häufigkeiten-Distanz $D(G, H)$. Diese Metrik bestimmt den Unterschied zwischen zwei Graphen G und H als logarithmierte Differenz der normalisierten Anzahl der *Graphlets* in G und H . Sie ist folgendermaßen definiert:

Sei $N_i(G)$ die Anzahl der *Graphlets* von Typ $i \in 1, \dots, 29$ und $T(G) = \sum_{i=1}^{29} N_i(G)$ die Anzahl der *Graphlets* in G , beziehungsweise H

Dann ist die Relative-*Graphlet*-Häufigkeiten-Distanz $D(G, H)$ für zwei Graphen G und H definiert als:

$$D(G, H) = \sum_{i=1}^{29} |F_i(G) - F_i(H)| \quad (2.2a)$$

$$\text{mit } F_i(G) = -\log\left(\frac{N_i(G)}{T(G)}\right) \quad (2.2b)$$

Diese Metrik hat den Vorteil, dass sie die normalisierten *Graphlet*-Vektoren verwendet. So ist ein guter Vergleich auch möglich, wenn einzelne *Graphlets* in den Netzwerken überrepräsentiert sind. Weiterhin wurde gezeigt, [3] dass diese Metrik auch bei verrauschten Daten noch sehr gut funktioniert.

2.5.3 Root-Mean-Square-Deviation

Die *Root-Mean-Square-Deviation* RMSD ist ein Standardmaß zur Abstandsmessung in Vektorräumen. Sie wird für zwei Vektoren x und y durch folgende Formel berechnet:

$$RMSD = \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \quad (2.3a)$$

2.6 Datensätze

2.6.1 FATCAT-SCOP-*Benchmarking-Set*

Die FATCAT SCOP DB, beschrieben in: <http://bioinformatics.oxfordjournals.org/content/23/2/e219.long> könnte sich gut zum Vergleich eignen

Das FATCAT-SCOP-*Benchmarking-Set* ist für das Strukturalignment-Programm FATCAT [5] zusammengestellt worden, um seine Performance mit der von etablierten Strukturalignment-Programmen wie DALI und CE zu vergleichen. Der Datensatz besteht aus 2256 PDB-Einträgen, die bereits durch die SCOP-Datenbank klassifiziert worden sind. In dem Datensatz befinden sich Paare von PDB-Einträgen, die von allen drei Programmen als sehr ähnlich bewertet wurden.

2.6.2 Fallstudien

Kapitel 3

Ergebnisse

Kapitel 4

Diskussion und Ausblick

Es bieten sich Paper an, die in Liisa Holm *Advances and Pitfalls of Protein Structure Prediction* besprochen wurden. Das Problem ist, dass **graphletAnalyser** Vektoren erzeugt - also eindimensionale Daten. Somit eignen sich Methoden, die 2D- oder 3D-Daten miteinander alignieren schlecht zum Vergleich. *Holm* erwähnt in ihrer Arbeit aber auch Autoren, die Vergleiche von eindimensionalen Daten durchgeführt haben. Dies sind folgende:

Liu X, Zhao YP, Zheng WM: CLEMAPS: multiple alignment of protein structures based on conformational letters

Sierk ML, Pearson WR: Sensitivity and selectivity in protein structure comparison

Sacan A, Toroslu IH, Ferhatosmanoglu H: Integrated search and alignment of protein structures

Friedberg I, Harder T, Kolodny R et al. Using an alignment of fragment strings for comparing protein structures

Tung CH, Huan JW, Yang JM: Kappa-alpha plot derived structural alphabet and BLOSUM-like substitution matrix for rapid search of protein structure database

Yang JA: Comprehensive description of protein structures using protein shape code

Kapitel 5

Anhang

5.1 Tabellenverzeichnis

5.2 Bildverzeichnis

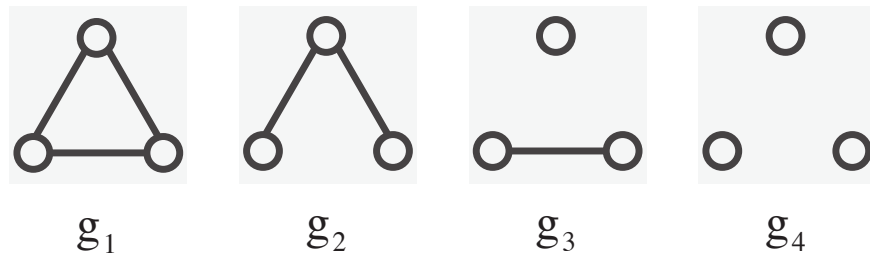


Abbildung 5.1: Graphlets der Größe 3 (*Shervashidze et al.*)

5.3 Literaturverzeichnis

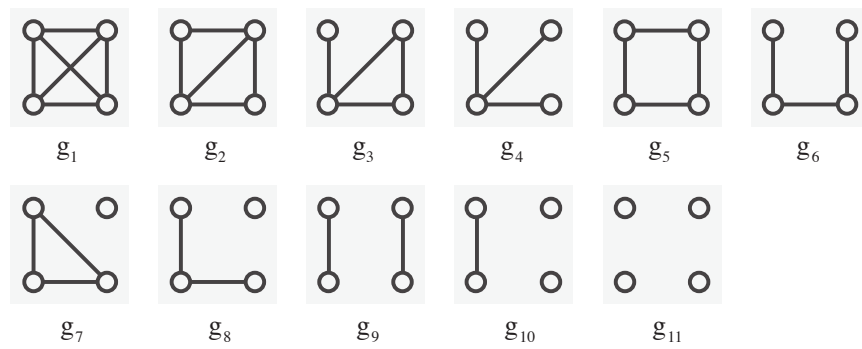


Abbildung 5.2: Graphlets der Größe 4 (*Shervashidze et al.*)

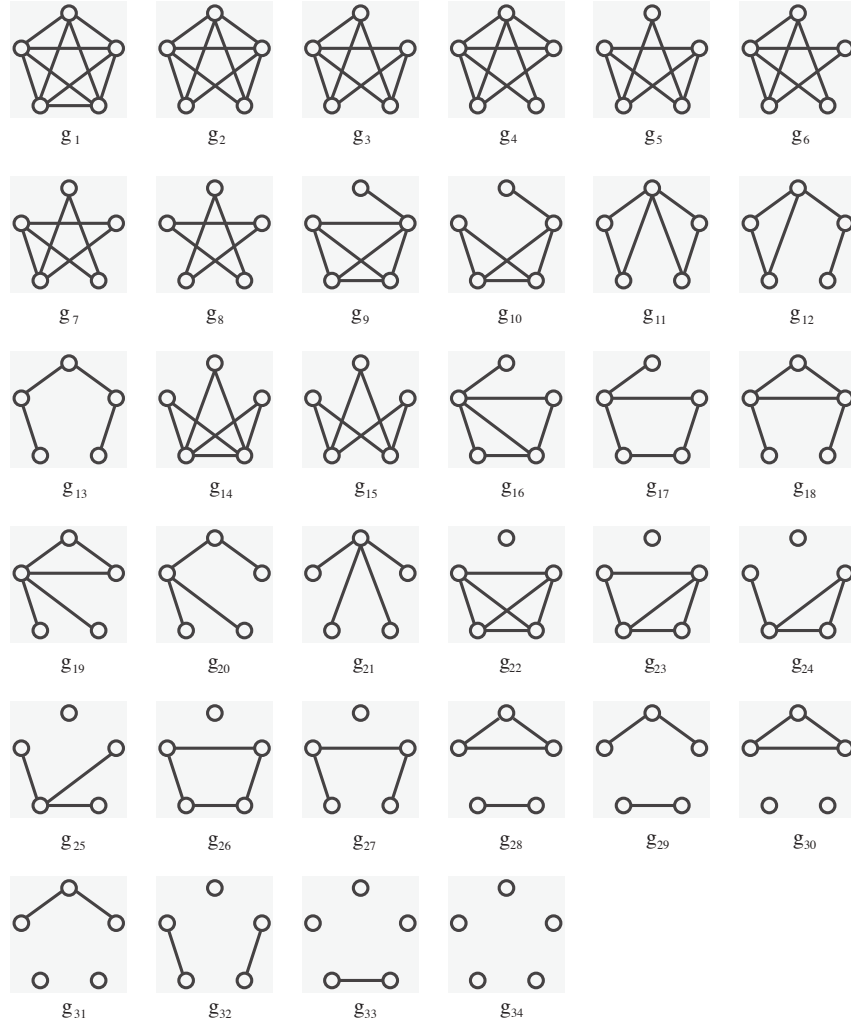


Abbildung 5.3: Graphlets der Größe 5 (*Shervashidze et al.*)

Literaturverzeichnis

- [1] Hasegawa et al. Advances and pitfalls of protein structural alignment. *Current Opinion in Structural Biology*, 2009.
- [2] May et al. Ptgl: a database for secondary structure-based protein topologies. *Nucleic Acids Research*, 2009.
- [3] Przulj et al. Modelling interactome: scale-free or geometric. *Bioinformatics*.
- [4] Schafer et al. Computation and visualization of protein topology graphs including ligand information. *Bioinformatics*, 2015.
- [5] Adam Godzik Yuzhen Ye. Flexible structure alignment by chaining aligned fragment pairs allowing twists. *Bioinformatics*, 2003.