# Genomorientierte Bioinformatik - Report ExonSkipping

Malte Weyrich

OCTOBER 2024

Exon Skipping Splicing Events (ES-SE) beschreiben, wie co- oder posttranslational, manche Exons eines Transkripts durch das Spleißosom herausgeschnitten oder übersprungen werden, während in anderen Transkripten des selben Gens, diese weiterhin Teil der mRNA bleiben. Die ES-SE lassen sich anhand von Gene Transfer Format (GTF) files, also Genom Annotations Dateien ablesen und analysieren. Im Folgenden wird ein Programm zur Erkennung von allen ES-SE innerhalb eines Genoms anhand seiner Logik, Laufzeit und Ergebnisse analysiert, wobei nur ES-SE berücksichtigt werden, die protein-kodierende Transkripte betreffen. Das Programm wurde auf allen verfügbaren GTF Dateien in /mnt/biosoft/praktikum/genprakt/gtfs/ ausgeführt. Der Source Code und alle dazugehörigen Komponenten sind auf GitHub zu finden.

# Contents

1	ES-SE Definition		
2	Java	Programm	3
	2.1	Logik	3
	2.2	Korrektheit	6
	2.3	Laufzeit	7
	2.4	Benchmarking	10
3	Erge	ebnisse	11

## 1 – ES-SE Definition

In einem Gen kann jedes Transkript jeweils mehrere *ES-SE* haben. Ein *ES-SE* involviert immer jeweils mindestens eine **Splice Variant** (SV) und einen **Wild Type** (WT). Beide dieser Begriffe beziehen sich auf Transkripte eines Gens G. Ein SV ist ein Transkript  $T_{SV}$ , welches ein Intron I mit Startposition  $I_S$  und Endposition  $I_E$  besitzt, was gleichzeitig bedeutet, dass es in  $T_{SV}$  zwei Exons A, B gibt, die I flankieren. Somit endet A bei  $I_S - 1 = A_E$  und B startet bei  $I_E + 1 = B_S$ . Zudem ist die Position  $B_{pos} - A_{pos} = 1$ , wobei sich  $A_{pos}$  auf die Position von Exon A relativ gesehen zu allen anderen Exons von  $T_{SV}$  bezieht. Ein WT wäre nun ein weiteres Transkript  $T_{WT}$  des selben Gens G, welches ebenfalls zwei Exons C, D besitzt mit  $C_{pos} < D_{pos}$ , wobei  $C_E = I_S - 1$  und  $D_S = I_E + 1$ , jedoch gilt für C, D:  $D_{pos} - C_{pos} > 1$ . Dies bedeutet, dass die Exons von  $T_{WT}$  zwischen C und D in  $T_{SV}$  übersprungen wurden. Es kann pro Event mehrere SV's und WT's geben.

## 2 – Java Programm

## 2.1. Logik

Der Workflow der *AR* lässt sich in drei Schritte Aufteilen:

#### (A) Einlesen der GTF Datei und Initialisierung der Datenstruktur

Zum einlesen wird die GTF Datei zuerst nach relevanten Zeilen gefiltert, denn für uns sind momentan nur Zeilen relevant, die in der 3. Spalte entweder "exon" oder "CDS" stehen haben. Hierbei wird vermieden, die Methode String.split("\t") zu verwenden. Stattdessen wird in einem for loop jedes Zeichen einzeln betrachtet. Dabei werden Zeilen die mit einem "#" anfangen direkt übersprungen. Für alle anderen Zeilen werden die Anzahl der tabs gezählt und nach dem zweiten tab, werden alle darauf folgenden Zeichen zu einem String zusammen konkateniert, bis der dritte tab erreicht wurde. Falls der entstandenen String  $\in$  {"exon", "CDS"}, wird die Zeile einer ArrayList<String> hinzugefügt, ansonsten wird mit der nächsten Zeilen werden nun mit String.split("\t") in ein String[] mainComponents geschrieben. Die attributeColumn wird aus mainComponents extrahiert (auch als ein String[] Names attributes), indem man

mainComponents[mainComponents.length - 1] am ";" teilt.

Mit diesen zwei Komponenten pro Zeile wird als erstes die <code>gene\_id</code> abgespeichert und überprüft, ob wir eine neue <code>gene\_id</code> erreicht haben. Falls ja, wird ein neues Gen erstellt. Für die darauf folgenden Zeilen wird überprüft, ob wir ein neues Transkript erreicht haben. Neue Transkripte werden in einer <code>ArrayList<Transkript></code> des dazugehörigen Gens abgespeichert. Transkripte wiederum besitzen eine <code>ArrayList<CodingDnaSequence> cdsList</code> und zwei <code>HashMap<Integer</code>, <code>CodingDnaSequence> cdsStartIndices</code>, <code>cdsEndIndices</code>. Die Transkripte werden mit den dazugehörigen <code>CodingDnaSequence</code>'s befüllt, wobei für jede erstellte <code>CodingDnaSequence</code> die Startund Endposition in den jeweiligen <code>HashMap</code>'s als Key auf das erstellte Objekt verweisen. Zudem wird mit einer Zählvariable <code>int cdsCount</code> die Position der <code>CodingDnaSequence</code>'s innerhalb des Transkripts in dem <code>CodingDnaSequence</code> Objekt gespeichert.

## (B) Generieren der ES-SE

Zum generieren der *ES-SE* werden als erstes für alle in dem Genom abgespeicherten Gene, die dazugehörigen *Introns* errechnet und in einem *HashSet<Introns>* innerhalb des Gens abgespeichert. Dafür werden alle Transkripte eines Gens und deren *CodingDnaSequence*'s angeschaut. Die Introns werden dann mit jeweils zwei *CodingDnaSequence*'s berechnet (bei Genen die sich auf dem "-" Strang befinden, müssen zuerst die *cdsList*'s aller Transkripte invertiert werden und die Positionen der *CodingDnaSequence*'s neu berechnet werden. Das ist später relevant für die Identifikation der *WT*'s):

```
// invert cdsList of transcripts
public void invertTranscripts() {
   for (int i = 0; i < transcripts.size(); i++) {
      Transcript currTranscript = transcripts.get(i);
      currTranscript.reversCdsList();
      // updating pos attribute of each cds
      for (int j = 0; j < currTranscript.getCdsList().size(); j++) {
            currTranscript.getCdsList().setPos(j);
        }
    }
}</pre>
```

```
// generating introns
for (Transcript transcript : transcripts) {
   for (int i = 0; i < transcript.getCdsList().size() - 1; i++) {
      int intronStart = transcript.getCdsList().get(i).getEnd() + 1;
      int intronEnd = transcript.getCdsList().get(i + 1).getStart() - 1;
      Intron intron = new Intron(intronStart, intronEnd);
      introns.add(intron);</pre>
```

Anschließend wird für jedes Gen G über die Intron Liste iteriert. Für jedes Intron I müssen alle Transkripte von G nach CodingDnaSequence's A,B durchsucht werden, die die Bedingung  $A_E+1=I_S$  und  $B_S-1=I_E$ . Dies kann mit Hilfe der zwei HashMap < Integer, CodingDnaSequence > Objekte durchgeführt werden. Zudem wir für jedes Intron <math>I jeweils 4 leere HashSet < String >'s erstellt:

- 1. SV INTORN: enthält "intronStart:intronEnd" des momentanen Introns I
- 2. SV\_PROTS: enthält die proteinId von CodingDnaSequence A
- 3.  $WT\_INTORN$ : enthält alle "intronStart:intronEnd" Koordinaten, die zwischen A und B liegen
- 4.  $WT\_PROTS$ : enthält die proteinId's von allen CodingDnaSequence's die zwischen A und B liegen

Nun gibt es zwei Möglichkeiten:

}

}

3

i. 
$$A_E+1=I_S$$
 und  $B_S-1=I_E$  und  $B_{pos}-A_{pos}=1$  ii.  $A_E+1=I_S$  und  $B_S-1=I_E$  und  $B_{pos}-A_{pos}>1$ 

Falls i eintrifft, handelt es sich um ein SV und es wird die proteinId von  $CodingDnaSequence\ A$  in  $SV\_PROTS$  aufgenommen. Ansonsten werden bei Fall ii alle proteinId's der CodingDnaSequence's zwischen A und B zu  $WT\_PROTS$  und alle Introns zwischen A und B zu  $WT\_INTORN$  hinzugefügt. Dabei werden ebenfalls Werte wie  $min/max\_skipped\_exon/bases$  berechnet:

```
// add all introns of WT to WT_INTRON and all cdsids/prot_ids to WT_prots
int skippedBases = 0;
for (int i = cdsFront.getPos(); i < cdsBehind.getPos(); i++) {</pre>
    int wtIntronStart = cdsList.get(i).getEnd() + 1;
    int wtIntronEnd = cdsList.get(i+1).getStart();
    WT_INTRON.add(wtIntronStart + ":" + wtIntronEnd);
    // like this i add many ids twice but that's fine :)
    WT_PROTS.add(cdsFront.getId());
    WT_PROTS.add(cdsBehind.getId());
    if (i > cdsFront.getPos() && i < cdsBehind.getPos()) {</pre>
        // we are in a cds that was skipped
        // → get end - start + 1 = length → add to skipped bases
        skippedBases += cdsList.get(i).getEnd()
                         - cdsList.get(i).getStart() + 1;
    }
3
```

Ein ES-SE wird nur in die ArrayList-String> events aufgenommen, falls es für das momentane Intron I mindestens einen WT gab.

#### (C) Erstellen der <out>.tsv Datei

Die *ArrayList<String> events* enthält nun alle *ES-SE* als *String* in bereits korrekter Formatierung. In einem *for loop* wird die Lösung Zeile für Zeile in ein *out.tsv* geschrieben.

#### 2.2. Korrektheit

In der Einleseroutine werden alle relevanten Zeilen verarbeitet und das Genom korrekt Initialisiert, sofern die Struktur von dem *GTF* den offiziellen Konventionen folgt und die jeweiligen *CodingDnaSequence*'s in korrekter Reihenfolge (je nach "-"/"+" Strang) vorliegen. Zudem werden, falls es keine "protein\_id" für eine gegebene Zeile gibt, nach der "ccdsid" gesucht und falls es diese

nicht gibt, wird die "protein\_id" mit "NaN" überschrieben. So werden alle Zeilen, die "CDS" in ihrer dritten Spalte stehen haben, genutzt, um das Genom aufzufüllen. Für das Errechnen der ES-SE in Schritt (B) gilt folgendes: Alle möglichen Introns in einem Gen werden überprüft und für jedes Intron werden alle Transkripte des jeweiligen Gens auf bei  $I_S - 1$  endende und bei  $I_E + 1$  startende CodingDnaSequence's A, B abgefragt. Für jeden SV oder WT Kandidaten wird anschließend geschaut, ob es zwischen A und B weitere CodingDnaSequence's gibt und je nach dem ein ES-SE entdeckt oder nicht. So ist das Programm unter der Annahme, dass die GTF Datei fehlerfrei ist, korrekt.

## 2.3. Laufzeit

Die Laufzeitanalyse wird in die drei Segmente aus 2.1 unterteilt.

## (A) Einlesen der GTF Datei und Initialisierung der Datenstruktur

Für eine GTF Datei mit m Zeilen benötigt die Selektion der relevanten Zeilen schon mal mindestens m Vergleiche, da jede Zeile überprüft werden muss. Für jede Zeile wird ein Substring ab dem zweiten Tab bis zum dritten Tab erstellt (außer bei Kommentaren, diese werden übersprungen). Die Anzahl der Vergleiche pro Zeile ist kleiner als die Länge der Zeile (da wir ab dem dritten Tab abbrechen) und lässt sich als a < m.length beschreiben. Also

$$\mathcal{O}(m \cdot a) \implies \mathcal{O}(m) \tag{1}$$

,da a eine Konstante ist.

Bei einer GTF Datei mit m validen Zeilen (d.h. jede Zeile hat entweder einen "exon" oder "CDS" Eintrag) bleiben nach dem Filtern m Zeilen übrig. Für jede dieser Zeilen muss:

i. Die Zeile am *Tab* geteilt werden:

$$\mathcal{O}(n)$$
 (2)

, wobei n die Länge der Zeile ist.

ii. Die letzte Komponente aus i. am ; geteilt werden: lässt sich ebenfalls mit

$$\mathcal{O}(n)$$
 (3)

von oben beschränken.

iii. Die gene\_id aus den Attributen aus ii. mit String parseAttributes(String[] attributeEntries, String attributeName) abfragen, also:

$$\mathcal{O}(e \cdot e_l) \tag{4}$$

, wobei e die Länge des attributeEntries Arrays ist und  $e_l$  die Länge des längsten Eintrags in attributeEntries ist, da wir im Worst Case über alle Einträge in attributeEntries iterieren (e) und für jeweils jeden Eintrag mindesten vier String Operationen (trim(), indexOf(), zwei mal substring()) und eine Vergleichsoperation (equals()) aufrufen, welche maximal  $e_l$  viele Operationen benötigen. Also  $\mathcal{O}(e \cdot 5 \cdot e_l) = \mathcal{O}(e \cdot e_l)$ . Für jedes weitere Vorkommen von parseAttributes() wird diese Komplexität angenommen.

iv. Ein neues Gen initialisiert werden und der *gene\_name* abgefragt werden (falls ein neues Gen erreicht wurde), also:

$$\mathcal{O}(1 + e \cdot e_l) \tag{5}$$

v. Die *transcript\_id* abgefragt werden, also

$$\mathcal{O}(e \cdot e_l) \tag{6}$$

vi. Falls es sich um einen "CDS" Eintrag handelt, muss die protein\_id abgefragt werden, also:

$$\mathcal{O}(e \cdot e_l) \tag{7}$$

und in Konstanter Zeit ggf. neue Objekte erstellt, oder auf bereits existierende Objekte zugreifen, um ein neues *CodingDnaSequence* Objekt zu erstellen.

Insgesamt hat die Einleseroutine also eine Komplexität von

(A) 
$$\mathcal{O}(m \cdot 2 \cdot n \cdot 4 \cdot (e \cdot e_l)) = \mathcal{O}(m \cdot n \cdot e \cdot e_l) \in \mathcal{O}(m^2).$$

,da  $m > n > e_l >= e$  und somit  $\mathcal{O}(m^2)$  eine valide obere Schranke darstellt.

#### (B) Generieren der ES-SE

Sei *g* die Anzahl an Genen in unserem Genom. Da wir vom Worst Case ausgehen sagen wir, dass sich jedes Gen auf dem "-" Strang befindet. So muss zuerst in jedem Transkript jedes Gens die *cdsList* invertiert werden. Dies geschieht in:

$$\mathcal{O}(g \cdot g_t \cdot 2 \cdot t_c) = \mathcal{O}(g \cdot g_t \cdot t_c) \tag{8}$$

, wobei  $g_t$  die größte Anzahl an Transkripten von g ist und  $t_c$  die längste cdsList eines Transkripts ist. Die Konstante 2 kommt zustande, da zuerst die cdsList mit Collections.reverse() umgekehrt wird  $(\mathcal{O}(g_t))$  und dann nochmals in  $\mathcal{O}(g_t)$  durchlaufen wird, um die in den CodingDnaSequence Objekten gespeicherte Position anzupassen. Dann werden für jedes Gen g die Introns generiert. Dies geschieht ebenfalls in

$$\mathcal{O}(g \cdot g_t \cdot t_c) \tag{9}$$

Die ES-SE werden in der getEvents() Methode berechnet. Dafür müssen für alle Gene alle Introns und alle Transkripte überprüft werden. Also schon mal  $\mathcal{O}(g \cdot g_i \cdot g_t)$ . Hier ist  $g_i$  die größte Anzahl an Introns von allen Genen und  $g_t$  wieder die größte Anzahl an Transkripten aller Gene. Alle anderen Operationen sind konstant in ihrer Komplexität, da bei ihnen lediglich bereits existente Werte in HashMaps oder Objekten abgefragt werden. Nur falls ein WT entdeckt wird, wird in einem  $for\ loop\ "uber die\ CodingDnaSequence"$ 's zwischen C und D (siehe 1. ES-SE Definition) iteriert. Sei mSE (= maxSkippedExons) also die von allen ES-SE eines Genoms maximale Anzahl an "ubersprungenen Exons, so wäre die gesamte Komplexität von (B):

$$(B) \quad \mathcal{O}(\underbrace{2 \cdot (g \cdot g_t \cdot t_c)}^{(8) \& (9)} + \underbrace{g \cdot g_i \cdot g_t \cdot mSE}) = \mathcal{O}(g \cdot g_t \cdot t_c + g \cdot g_i \cdot g_t \cdot mSE)$$
(10)

### (C) Erstellen der <out>.tsv Datei

Hat eine Komplexität von

$$(C) \quad \mathcal{O}(E) \tag{11}$$

, wenn E die Menge aller ES-SE ist.

Zusammenfassend also eine Gesamtkomplexität von:

$$(A) + (B) + (C) = \mathcal{O}(m^2 + g \cdot g_t \cdot t_c + g \cdot g_i \cdot g_t \cdot mSE + E) \in \mathcal{O}(m^2)$$
(12)

, da  $m^2 > g \cdot g_t \cdot t_c$  und  $m^2 > g \cdot g_t \cdot mSE + E$ . Das bedeutet, dass die Kosten der Gesamtoperation im Wesentlichen durch das Einlesen und Strukturieren der Daten (Teil A) dominiert werden, wenn man davon ausgeht, dass m in der Praxis größer als  $g, g_t, t_c, g_t$  und mSE ist.

## 2.4. Benchmarking

Für das Benchmarking wird jeweils  $/mnt/biosoft/praktikum/genprakt/gtfs/Homo\_sapiens.GRCh38.86.gtf$  verwendet, da sie die größte GTF Datei mit 1.4GB ist.

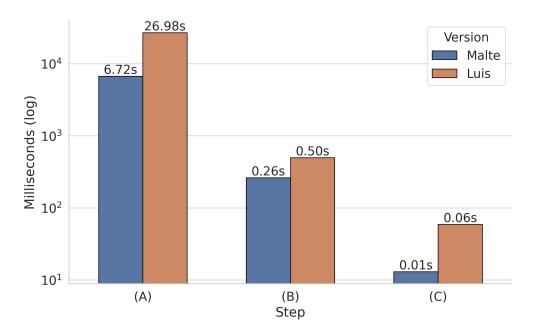


Figure 1 – Methoden Durchschnittslaufzeit der Schritte A, B, C in ms nach 30 facher Ausführung auf Hardware: AMD Ryzen 7 PRO 4750U with Radeon Graphics (16) @ 1.700GHz

In 1 ist eindeutig zu sehen, wie das Einlesen und Initialisieren der Datenstruktur aus Schritt (A), die Dominante Komponente mit 6721ms bildet, während die Generierung der ES-SE lediglich 262ms benötigt. Für die Memory Allocations wurde der in Intelli $\mathfrak{I}$  zur Verfügung gestellter Profiler verwendet. Der Schritt (A) ist auch hier dominant und beansprucht insgesamt 10.33GB an Speicher. Von diesen 10.33GB werden alleine 6.72GB (65.18%) für die Methode String.split()

benötigt. Für die Berechnung der ES-SE werden lediglich 288.11MB in Anspruch genommen.

# 3 – Ergebnisse

Für die Analyse wurde die *GTF* Datei /mnt/biosoft/praktikum/genprakt/gtfs/Saccharomyces\_cerevisiae.R64-1-1.75.gtf ausgelassen, da es hier zu keinen *ES-SE* gekommen ist. Die Ursache dafür ist wahrscheinlich, dass es, obwohl es in der Hefe auch zu Splicing kommt, in der gegebenen *GTF* Datei keine protein-kodierenden Transkripte mit Splicing gab, oder allgemein keine *ES-SE* aufgetreten sind. Zusätzlich werden die *GTF* Dateien und die dazugehörigen Ergebnisse mit den folgenden IDs bezeichnet:

Table 1 – Liste der verwendeten GTF Dateien

ID	GTF Datei		
h.ens.67	Homo_sapiens.GRCh37.67.gtf		
h.ens.75	Homo_sapiens.GRCh37.75.gtf		
h.ens.86	Homo_sapiens.GRCh38.86.gtf		
h.ens.90	Homo_sapiens.GRCh38.90.gtf		
h.ens.93	Homo_sapiens.GRCh38.93.gtf		
m.ens.75	Mus_musculus.GRCm38.75.gtf		
h.gc.10	gencode.v10.annotation.gtf		
h.gc.25	gencode.v25.annotation.gtf		

Als erstes wird die Anzahl an aller protein-kodierenden Gene einer *GTF* mit der Anzahl an Genen mit *ES-SE* und der Gesamtanzahl an *ES-SE* verglichen:

In Abbildung 2 sieht man, wie die Anzahl an Genen in den verschiedenen *GTF* Dateien des Menschen in einem Intervall von [20320; 23393] variieren. Dies liegt daran, dass die *GTF* Dateien jeweils von unterschiedlichen Assemblies und Annotations Versionen stammen, welche beide einen starken Einfluss auf die resultierende *GTF* haben (und somit auch auf das Ergebnis der *JAR*). Wie zu erwarten, hat bei den zum Menschen zugehörigen *GTF* Dateien, die mit den meisten Genen auch die meisten *ES-SE*. Die Dateien "h.gc.25", "h.ens.67", "h.ens.86", "h.ens.90", "h.ens.93" haben alle eine sehr ähnliche Verteilung der "ES-SE Gesamt" und "Gene mit ES-SE" Kategorie, obwohl die *GTF* Datei von "h.ens.67" mehr Gene beinhaltet, als die drei anderen *GTF* Dateien. "h.gc.10" scheint am wenigsten *Gene mit ES-SE* und "ES-SE Gesamt" zu besitzen. Bei der Maus wiederum gibt es

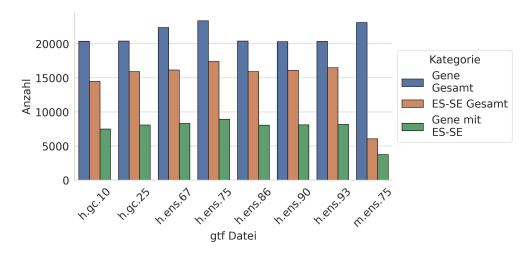


Figure 2 – Vergleich zwischen Gene Gesamt, Gene mit ES-SE und ES-SE Gesamt pro GTF

vergleichsweise wenige *ES-SE*, obwohl es insgesamt fast genau so viele protein-kodierende Gene gibt (23119) wie in *"h.ens.75"* (23393).

Unter Einbezug der Abbildungen 3 und 4, sind die selben vier Trends zu beobachten, die sich in Abbildung 2 bereits andeuten:

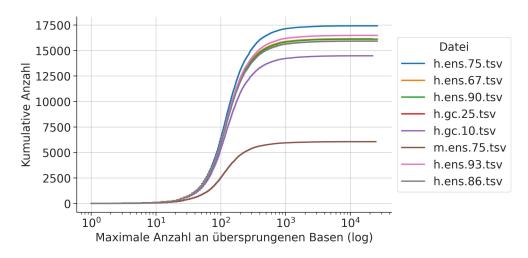


Figure 3 – Kumulative Verteilung der übersprungenen Basen pro GTF

Abbildung 3 zeigt die kumulative Verteilung der übersprungenen Basen pro *GTF*. Alle Kurven zeigen einen charakteristischen S-förmigen Verlauf, was auf ein ähnliches grundlegendes Muster im *ES-SE* Verhalten hindeutet. Es bilden sich hauptsächlich zwei Plateaus aus: Ein höheres Plateau bei etwa 15.000-17.500 übersprungenen Basen für die vom Mensch stammenden *GTF* Dateien und ein niedrigeres Plateau bei etwa 6.000 übersprungenen Basen für die Maus. Die zwei Ausreißer

(*"h.ens.75"* und *"h.gc.10"*) des höheren Plateaus sind wieder auf die jeweils größte und kleinste Anzahl an Genen mit *ES-SE* innerhalb der Humanen *GTF* Dateien zurückzuführen.

Der steilste Anstieg der Kurven erfolgt im Bereich zwischen 100 und 1.000 übersprungenen Basen, was darauf hindeutet, dass die meisten *ES-SE* in diesem Größenbereich stattfinden. Die logarithmische Skalierung der x-Achse verdeutlicht, dass die *ES-SE* über mehrere Größenordnungen hinweg auftreten, von einzelnen Basen bis hin zu mehreren tausend Basen.

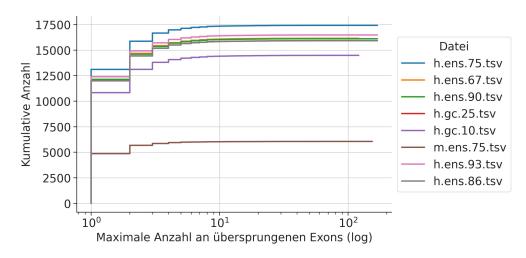


Figure 4 – Kumulative Verteilung der übersprungenen Exons pro GTF

Abbildung 4 zeigt die kumulative Verteilung der übersprungenen Exons pro *GTF*. Auch hier zeigen sich die 4 Trends aus 3 und 2. Die meisten *ES-SE* betreffen lediglich ein oder zwei Exons und werden mit zunehmender Anzahl an übersprungenen Exons immer weniger. Diese Verteilung unterstreicht die biologische Relevanz von *Single-Exon-Skipping* als häufigstem Mechanismus im alternativen Spleißen und zeigt gleichzeitig, dass komplexere *ES-SE* mit mehreren Exons zwar vorkommen, aber deutlich seltener sind.

https://www.informatics.jax.org/go/marker/MGI:98864

Figure 5 – Übersprungene Basen

Figure 6 – Übersprungene Exons

gene_id	skipped_bases	gene_id	skipped_exons
ENSG00000155657	26106	ENSG00000155657	169
ENSG00000155657.25	26106	ENSG00000155657.25	169
ENSMUSG00000051747	24843	ENSMUSG00000051747	154
ENSG00000283186	22134	ENSG00000283186	121
ENSG00000155657.16	22134	ENSG00000155657.16	121
ENSG00000283186.1	22134	ENSG00000283186.1	121
ENSG00000145113	12875	ENSG00000203832.5	78
ENSG00000145113.16	12875	ENSG00000187240	70
ENSG00000145113.21	12875	ENSG00000271425	70
ENSG00000164199	12530	ENSG00000187240.8	70