#### Facultad de Matemática, Astronomía, Física y Computación Universidad Nacional de Córdoba

# Modelado automático de trayectorias de aprendizaje: ¿Cuándo generar ayuda personalizada para principiantes en programación?

Marco Moresi

March 20, 2019

Sistemas de corrección automática para la enseñanza de programación



- ► Introducción de las CC en la curricula de la escuela K-12
- ► Falta de docentes capacitados
- Dificultad de capacitar docentes
- Aulas heterogéneas



- ► Introducción de las CC en la curricula de la escuela K-12
- ► Falta de docentes capacitados
- Dificultad de capacitar docentes
- Aulas heterogéneas



- ▶ Introducción de las CC en la curricula de la escuela K-12
- ► Falta de docentes capacitados
- Dificultad de capacitar docentes
- Aulas heterogéneas



- ▶ Introducción de las CC en la curricula de la escuela K-12
- ► Falta de docentes capacitados
- Dificultad de capacitar docentes
- Aulas heterogéneas

## ¿Qué se necesita de estos sistemas?



#### ¿Qué se necesita de estos sistemas?

- Secuenciación de contenidos
- Corrección automática de ejercicios
- Seguimiento personalizado de estudiantes

## ¿Qué se necesita de estos sistemas?



¿Qué se necesita de estos sistemas?

- Secuenciación de contenidos
- Corrección automática de ejercicios
- Seguimiento personalizado de estudiantes

## ¿Qué se necesita de estos sistemas?



¿Qué se necesita de estos sistemas?

- Secuenciación de contenidos
- Corrección automática de ejercicios
- Seguimiento personalizado de estudiantes

# **A**mumuki



- Sistema usado para la enseñanza de programación
- ▶ Código libre
- Desarrollada por docentes universitarios nacionales
- Corrige automáticamente ejercicios de programación
- Brinda asistencia a profesores y estudiantes en el proceso de aprendizaje.



- Sistema usado para la enseñanza de programación
- ▶ Código libre
- Desarrollada por docentes universitarios nacionales
- Corrige automáticamente ejercicios de programación
- Brinda asistencia a profesores y estudiantes en el proceso de aprendizaje.



- Sistema usado para la enseñanza de programación
- Código libre
- Desarrollada por docentes universitarios nacionales
- Corrige automáticamente ejercicios de programación
- Brinda asistencia a profesores y estudiantes en el proceso de aprendizaje.



- Sistema usado para la enseñanza de programación
- Código libre
- Desarrollada por docentes universitarios nacionales
- Corrige automáticamente ejercicios de programación
- Brinda asistencia a profesores y estudiantes en el proceso de aprendizaje.



- Sistema usado para la enseñanza de programación
- Código libre
- Desarrollada por docentes universitarios nacionales
- Corrige automáticamente ejercicios de programación
- Brinda asistencia a profesores y estudiantes en el proceso de aprendizaje.

## ¿Cómo se usa Mumuki siendo estudiante?



## **Demo Time**



Perspectiva del docente

## ¿Cómo realiza el seguimiento el docente?





## ¿Cómo realiza el seguimiento el docente?



#### Enviada el 2016-09-01 02:34:41

#### Enviada el 2016-09-01 02:38:06

#### Enviada el 2016-09-01 02:38:31

## Dataset Mumuki

## Dataset generado por Mumuki



Cada vez que un estudiante envía una solución, el sistema almacena la siguiente información:

```
content

created at

status

exercise.name

exercise.id

submission.count

{
    "content" : "recortar xs = take 15 x",
    "created_at" : "2018-04-17T02:32:27.374Z",
    "status" : "errored",
    "exercise.name" : "Recortar tuits",
    "exercise.id" : 9,
    "submissions_count" : 1,
}
```

### Dataset de Mumuki Mumuki io vs Intro Algo



	Intro Algo 2018		Mumuki io	
Cantidad de submissions	19372		235742	
Estudiantes	75		3915	
Submissions Status	#	%	#	%
Errored (rojo oscuro)	7457	38.5	69249	29.3
Failed (rojo claro)	7855	40.5	86525	36.7
Passed (verde)	4060	21.0	79928	34.0

## Estadísticas y definiciones Utilización por días



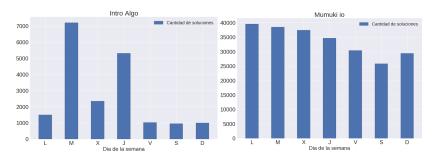


Figure: Comparación de la utilización del sistema Mumuki por día.

### Estadísticas y definiciones Utilización por horas



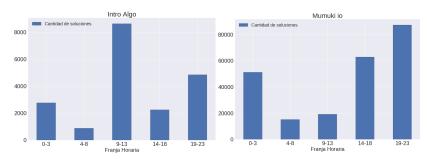


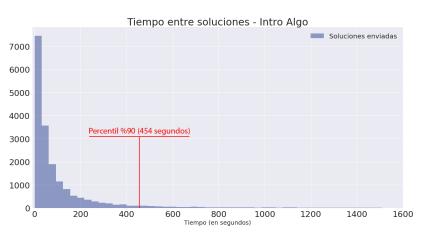
Figure: Comparación de la utilización del sistema Mumuki por hora.



- Abandono en sesión: consideramos abandono en sesión cuando el estudiante supera el umbral de tiempo de inactividad sobre un ejercicio dejando en rojo su última solución enviada dentro de la sesión.
- Abandono por cambio de ejercicio: durante una sesión el estudiante deja un ejercicio en rojo y cambia a trabajar sobre otro ejercicio dentro de la plataforma Mumuki.

### Definiciones Sesión





### Definiciones Sesión



**Sesión:** soluciones enviadas de forma continuada donde el tiempo de inactividad no supera un cierto umbral, 454 segundos (7,56 min) para Intro Algo y 565 segundos (9,41 min) para Mumuki io.

## Predicción de abandono



## Proceso de anotación



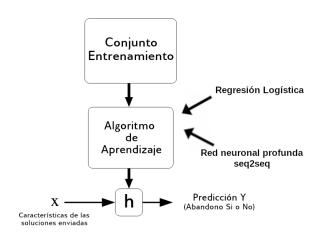
Distribución de las clases luego de anotar el conjunto de datos.

	Mumuki io		Intro Algo	
	#	%	#	%
Abandonos en sesión	32189	13.7	3382	17.5
Abandonos por cambio de ejercicio	39358	16.7	5781	29.9
Total abandonos	71547	30.4	9163	47.4
Total no abandonos	164155	69.6	10134	52.6
Total soluciones	235702	100	19297	100

## Aprendizaje supervisado

Aprendizaje supervisado





# características para regresión logística

Ingeniería de

## Construcción de Características

Dimensiones propuestas



Luego de haber anotado ambos conjunto de datos surge la necesidad de diseñar características que modelan cuándo el estudiante está en un estado de posible abandono del ejercicio. Inspirados en el trabajo de Blikstein et al (2014) propusimos tres dimensiones.

- Dimensión estudiante
- Dimensión ejercicio
- Dimensión estudiante-ejercicio

## Construcción de Características

Dimensiones propuestas



Luego de haber anotado ambos conjunto de datos surge la necesidad de diseñar características que modelan cuándo el estudiante está en un estado de posible abandono del ejercicio. Inspirados en el trabajo de Blikstein et al (2014) propusimos tres dimensiones.

- Dimensión estudiante
- ► Dimensión ejercicio
- Dimensión estudiante-ejercicio

## Construcción de Características

Dimensiones propuestas



Luego de haber anotado ambos conjunto de datos surge la necesidad de diseñar características que modelan cuándo el estudiante está en un estado de posible abandono del ejercicio. Inspirados en el trabajo de Blikstein et al (2014) propusimos tres dimensiones.

- Dimensión estudiante
- ► Dimensión ejercicio
- Dimensión estudiante-ejercicio

## Dimensión Estudiante



#### Dentro de esta dimensión se propusieron diversos niveles

- ► Nivel Experiencia
  - ► PCA, PSA
- ▶ Nivel Abandono
  - ► PA, EA
- ► Nivel Insistencia
  - PTT, PDL, IPA

## Dimensión Estudiante



#### Dentro de esta dimensión se propusieron diversos niveles

- ► Nivel Experiencia
  - ► PCA, PSA
- ▶ Nivel Abandono
  - ► PA, EA
- ▶ Nivel Insistencia
  - ► PTT, PDL, IPA



- ▶ Nivel Experiencia
  - ► PCA, PSA
- ▶ Nivel Abandono
  - ► PA. EA
- ► Nivel Insistencia
  - PTT, PDL, IPA



- ▶ Nivel Experiencia
  - ► PCA, PSA
- ▶ Nivel Abandono
  - ► PA, EA
- ► Nivel Insistencia
  - ► PTT, PDL, IPA



- ▶ Nivel Experiencia
  - ► PCA, PSA
- ▶ Nivel Abandono
  - ► PA, EA
- ► Nivel Insistencia
  - ► PTT, PDL, IPA



- ► Nivel Experiencia
  - ► PCA, PSA
- ▶ Nivel Abandono
  - ► PA, EA
- ► Nivel Insistencia
  - ► PTT, PDL, IPA



- ▶ Nivel Experiencia
  - ► PCA, PSA
- ▶ Nivel Abandono
  - ► PA, EA
- ► Nivel Insistencia
  - ► PTT, PDL, IPA



- Nivel Dificultad
  - PCSA, APE, CAPE, COMP
- Nivel Conceptual
  - Exercise id



- Nivel Dificultad
  - ► PCSA, APE, CAPE, COMP
- Nivel Conceptual
  - Exercise id



- Nivel Dificultad
  - ► PCSA, APE, CAPE, COMP
- Nivel Conceptual
  - Exercise id



- Nivel Dificultad
  - ► PCSA, APE, CAPE, COMP
- ▶ Nivel Conceptual
  - Exercise id

### Dimensión estudiante-ejercicio



#### Submission count

▶ Content

### Dimensión estudiante-ejercicio



- Submission count
- Content

### Dimensión estudiante-ejercicio



- Submission count
- Content

## Regresión Logística

## Ingeniería de características Mejor combinación



Dataset	Intro Algo		Mumuki io		
Baseline	Subm.	Subm.	Subm.	Subm.	
	count	content	count	content	
Dimensión Estudiante					
N. Experiencia	PCA	PSA	PSA	PCA	
N. Abandono	PA	PA	PA	PA	
N. Insistencia	PTT	PDL	PTT	IPA	
Dimesión Ejercicio					
N. Dificultad	APE	APE	COMP	PCSA	
Métrica de clasificación					
F1 Score	0.69	0.67	0.74	0.77	
<b>Dummy Classifier</b>	0.51		0.57		

### Ingeniería de caracteristicas Ablation Study



Baseline Submission Count			
Caracteristicas	F1 Score		
PCA + PA + PTT + APE	0.697		
PCA + PA + PTT	0.64		
PCA + PTT + APE	0.65		
PCA + PA + APE	0.694		
PA + PTT + APE	0.697		
PCA + PA	0.64		
PCA + PTT	0.61		
PCA + APE	0.65		
PA + PTT	0.64		
PA + APE	0.696		
PTT + APE	0.64		

Table: Ablation study sobre las características con mejor desempeño en el baseline Submission count para el conjunto de datos Intro Algo

## Ingenieria de caracteristicas Modelo general



	Intro Algo	Mumuki io
Dummy classifier	0.51	0.57
Submission Count + PA + APE	0.68	0.75
Mejor combinación obtenida	0.69	0.77

Recordemos que PA es la proporción de abandonos, correspondiente al nivel de abandono de la dimensión de estudiante. Mientras que APE son los abandonos por ejercicio, esta característica está dento del nivel de dificultad de la dimensión de ejercicio.

## Redes neuronales profundas seq2seq



Construiremos una red neuronal recurrente con unidades LSTM. Con las siguientes características:

- La entrada es el código generado por estudiantes
- Cada solución se tokeniza con un vocabulario de 35 mil tokens
- ▶ Padding a 100 tokens de longitud
- Cada token es representado por un embedding (128, 256, 512 dimensiones)
- Estos embeddings son la entrada de una capa de 100 unidades LSTM
- Última capa una función de activación sigmoide (Clasificación)





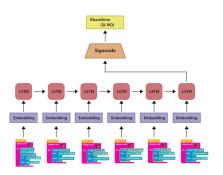


Figure: Wang et. al (2017). Learning to Represent Student Knowledge on Programming Exercises Using Deep Learning

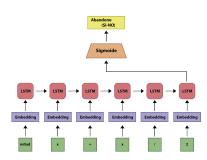


Figure: Estructura propuesta por este trabajo

### Una alternativa neuronal



Métrica de éxito F1 para cada una de las configuraciones de la red.

	Intro Algo	Mumuki io	
	F1 Score		
LSTM (Embeddings 128)	0.84	0.78	
LSTM (Embeddings 256)	0.85	0.81	
LSTM (Embeddings 512)	0.85	0.80	

Table: Valores de F1 obtenidos para cada una de las configuraciones de la red.

# Comparación de modelos

## Análisis de tiempos vs performance



	Intro Algo		Mumuki io	
	Tiempo predicción	F1	Tiempo predicción	F1
Modelo General Sub. count + PA + APE	3.62 μs	0.68	4.23 μs	0.75
LSTM (Embeddings 128)	1.7 ms	0.84	1.7 ms	0.78
LSTM (Embeddings 256)	1.9 ms	0.85	1.8 ms	0.81
LSTM (Embeddings 512)	2.5 ms	0.85	2 ms	0.80



## Conclusiones y Trabajo Futuro

### Conclusiones



- Pudimos formalizar la tarea de predecir abandonos y se trabajó sobre un conjunto de datos novedoso
- Logramos construir un modelo de regresión lineal con buenos tiempos de respuesta pero la performance se vio claramente superada por la opción neuronal
- A diferencia de los trabajos relacionados en el área en el modelo neuronal obtuvimos un buen desempeño sólo utilizando el texto de la solución

### Trabajo Futuro



- Registrar el tiempo de inicio de trabajo
- Probar otra estructura de red neuronal
- Combinar experimentos
- Mejorar representación del texto
- Trayectorias adaptativas

## ¿Preguntas?



## Gracias