

**UNIVERSIDAD MAYOR DE SAN ANDRÉS
FACULTAD DE CIENCIAS PURAS Y NATURALES
CARRERA DE ESTADISTICA**

TRABAJO DIRIGIDO



**“ESTUDIO DEL IMPACTO DE LA ACREDITACIÓN EN EL
APROVECHAMIENTO ACADEMICO DE LA CARRERA DE INGENIERÍA
AGRONÓMICA POR EL METODO DE SUAVIZACION EXPONENCIAL DE
HOLT WINTERS”**

Thelma Paola Aramayo Muñoz

TUTOR: Lic. Alizon Emilze Pérez Butrón

**LA PAZ – BOLIVIA
2018**

DEDICATORIA

Este trabajo esta dedico a:

- Dios por haberme dado la vida y salud, por darme la fuerza para llegar hasta este momento tan importante.
- A mi entorno familiar que ha sido base de mi formación, cada uno de ustedes ha aportado grandes cosas en mi vida. Dándome los mejores consejos, guiándome y haciéndome una persona de bien, con todo mi amor y afecto les dedico mi trabajo dirigido

AGRADECIMIENTOS

✚ A Dios, por darme la oportunidad de vivir y por estar conmigo en cada paso que doy, por fortalecer mi corazón e iluminar mi mente y por haber puesto en mi camino a aquellas personas que han sido mi soporte y compañía durante todo el periodo de estudio.

✚ A mis amigas porque siempre están a mi lado escuchándome y aconsejándome cada paso que doy, tomando mi mano para seguir adelante y no desfallecer.

✚ A mi Madre. Virginia Muñoz, gracias a ti pude realizar este trabajo, ayudaste en cada paso que di, con tu paciencia y tus palabras exactas para tranquilizar mis inquietudes, gracias mami porque me diste el apoyo que un hijo siempre necesita.

✚ A mi hermana Vivian Aramayo que supo poner su mano en mi hombro en los momentos de desfallecer, por ayudarme en los momentos más difíciles, sus palabras de aliento y dedicada amistad le doy las gracias por ser mi hermana.

✚ A mi tutora Lic. Alizon Pérez .En el momento que necesitaba un apoyo ella estuvo ahí, por aceptarme para realizar este trabajo dirigido bajo su

dirección. Su apoyo y confianza en mi trabajo y su capacidad para guiar mis ideas ha sido un aporte invaluable.

✚ Le agradezco especialmente al licenciado Raúl Delgado por haberme apoyado en cada momento, por sus consejos, sus valores, por ayudarme en mis inquietudes. Un gran docente que supo ser amigo y maestro al mismo tiempo.

✚ Agradezco a todos los ingenieros que me ayudaron durante el proceso y me brindaron la información necesaria

✚ Agradezco al ingeniero Ramiro Conde, Ingeniero Cruz y al Ingeniero Chipana y el Ing. Oviedo, por darme la oportunidad del desarrollo en este proceso tan importante de la Carrera de Agronomía.

ÍNDICE DE CONTENIDO

CAPITULO 1.....	1
1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 ANTECEDENTES.....	2
1.2 OBJETO DE ESTUDIO DE LA CARRERA DE INGENIERÍA AGRONÓMICA.....	5
1.3 OBJETIVOS DE LA CARRERA DE INGENIERÍA AGRONÓMICA.....	5
1.4 PLAN DE DESARROLLO DE LA FACULTAD.....	7
1.4.1 FUNCIONES PRINCIPALES DE LA CARRERA DE INGENIERÍA AGRONÓMICA PARA LA ACREDITACIÓN.....	8
1.4.2 INTERACCIÓN SOCIAL.....	11
1.5 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	12
1.6 OBJETIVOS.....	14
1.6.1 OBJETIVOS GENERALES.....	14
1.6.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	15
1.7 JUSTIFICACIÓN.....	15
1.7.1. JUSTIFICACIÓN TEÓRICA.....	15
1.7.2 JUSTIFICACIÓN PRÁCTICA.....	16
1.8. ALCANCE Y LIMITACIONES.....	16
1.8.1 ALCANCES.....	16
1.8.2 LIMITACIONES.....	17
CAPÍTULO 2.....	18
MARCO TEÓRICO.....	18
2. POBLACIÓN OBJETIVO Y POBLACIÓN INVESTIGADA.....	18
2.1. POBLACIÓN OBJETIVO.....	18
2.2. POBLACIÓN INVESTIGADA.....	18
2.3. ACREDITACIÓN.....	18
2.4 ANÁLISIS DE SERIES DE TIEMPO.....	18
2.5 ELEMENTOS ESTADÍSTICOS EN EL ANÁLISIS DE SERIES DE TIEMPO.....	20

2.6 SERIES DE TIEMPO DISCRETA.....	21
2.7 MODELO PARA SERIE DE TIEMPO UNIVARIADAS.....	22
2.8 FORMAS DE AUTOCORRELACIÓN.....	23
2.8.1 PROCESOS AUTORREGRESIVOS.....	23
2.9 MODELOS AUTORREGRESIVOS (AR).....	23
2.10 MODELO AR (1).....	25
2.11. MODELO AR (2).....	28
2.12. MODELOS DE PROMEDIOS MÓVILES (MA)	29
2.13. MODELO MA (1).....	30
2.14. MODELO MA (2).....	31
2.15 MODELOS ARMA.....	32
2.17 MODELOS ARIMA.....	33
2.17.1 ESTACIONARIEDAD.....	35
2.17.2 AUTOCORRELACIÓN.....	35
2.17.3 CONTRASTE DE DURBIN-WATSON (1951).....	36
2.18 PRONÓSTICO CON MODELOS ARIMA.....	39
2.19 PRONÓSTICOS ÓPTIMOS DE SERIES DE TIEMPO.....	39
2.19.1 PRONÓSTICO DE SERIES NO ESTACIONARIAS.....	40
2.20 METODO DE SUAVIZACIÓN EXPONENCIAL.....	42
2.21 MÉTODO DE SUAVIZACIÓN EXPONENCIAL PARA HOLT-WINTERS	42
2.21.1 INDICIOS DE ERROR.....	43
2.21.2 SUAVIZACIÓN EXPONENCIAL SIMPLE (HOLT).....	45
2.21.3 MÉTODO DE WINTERS.....	45
2.21.4. SELECCIÓN DEL MODELO PARA HACER LOS PRONÓSTICOS.....	46
2.21.5 ADITIVO O MULTIPLICATIVO.....	46
2.21.6 MÉTODO MULTIPLICATIVO DE HOLT-WINTERS.....	48
2.21.7 SUAVIZACIÓN POR HOLT-WINTERS MULTIPLICATIVO (TENDENCIA Y ESTACIONALIDAD).....	49
CAPITULO 3.....	51
MARCO PRÁCTICO.....	51

3. ANALISIS DEL APROVECHAMIENTO ESTUDIANTEL.....	52
3.1 TABLAS Y GRÁFICO DE SECTORES DE LA CARRERA DE AGRONOMÍA, LA SEGUNDA ACREDITACIÓN Y TERCERA ACREDITACIÓN GESTIONES 2004 AL 2016.....	57
3.1.1 POBLACIÓN ESTUDIANTEL SEGÚN SEXO.....	57
3.2 DATOS QUE SE MANEJAN EN LA SERIE DE TIEMPO.....	64
CAPITULO 4.....	66
4. APLICACIÓN.....	66
4.1 APLICACIÓN DE LOS MODELOS MA (1) MA (2) AR, AR (1), AR (2), ARMA, ARIMA Y EL MÉTODO DE SUAVIZACIÓN EXPONENCIAL DE HOLT WINTERS.....	66
4.2 MODELO DE SERIE DE TIEMPO DEL APROVECHAMIENTO ESTUDIANTEL.....	66
4.3 APLICACIÓN DE LOS MODELO AR, MA, ARMA Y ARIMA.....	67
4.4 PREDICCIÓN CON ARIMA.....	73
4.5 MODELO DE HOLT-WINTER APLICANDO AL PROGRAMA EVIEWS.....	81
4.5.1 APLICANDO EL MODELO DE HOLT- WINTERS A LOS ESTUDIANTES INSCRITOS.....	81
4.6 APLICACIÓN DEL MÉTODO DE SUAVIZACIÓN EXPONENCIAL.....	81
5. CONCLUSIONES.....	87
6. RECOMENDACIONES.....	90
BIBLIOGRAFÍA.....	91
ANEXOS.....	91

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 1. NÚMERO DE INSCRIPCIONES Y APROBACIONES EN LOS CURSOS REGULARES GESTIÓN 2003 AL 2007	52
TABLA 2. CURSOS REGULARES, NÚMERO DE APROBACIÓN AÑO 2011 AL 2016.....	55
TABLA 3. POBLACION ESTUDIANTIL, SEGÚN SEXO (SEMESTRES) CURSOS REGULARES 2004 AL 208.....	57
TABLA 4. POBLACIÓN ESTUDIANTIL, SEGÚN SEXO: (SEMESTRES) CURSOS DE TEMPORADA 2004 AL 2008.....	59
TABLA 5. POBLACIÓN ESTUDIANTIL SEGÚN SEXO DE LA CARRERA DE INGENIERÍA AGRONÓMICA AÑO 2011 AL 2016.....	62
TABLA 6. ECUACIÓN DE PREDICCIÓN CON ARIMA (ESTUDIANTES APROBADOS).....	73
TABLA 7. ECUACIONES DE APROBADOS CON PREDICCIÓN.....	76
TABLA 8. ECUACIONES ESTUDIANTES CON PREDICCIÓN.....	79
TABLA 9. PREDICCIÓN CON HOLT WINTERS MULTIPLICATIVO.....	81
TABLA 10. TABLA DE ILUSTACIONES DE LAS ACREDITACIONES Y EVALUACIONES EXTERNAS.....	94
TABLA 11. PREDICCIÓN CON ARIMA PARA INSCRITOS Y REPROBADOS.....	101
TABLA 12. SUAVIZACION EXPONENCIAL CON HOLT WINTERS.....	104
TABLA 13. PREDICCIÓN DE ABANDONOS.....	111
TABLA 14. ECUACIONES DE PREDICCIÓN CON EL MÉTODO DE HOLT WINTERS.....	113
TABLA 15. COSTOS DE INSCRIPCIÓN EN CURSOS DE TEMPORADA...	117
TABLA 16. PREDICCIÓN CON ARIMA.....	119
TABLA 17. PREDICCIÓN CON HOLT WINTERS MULTIPLICATIVO.....	120

ÍNDICE DE GRAFICOS

GRÁFICO 1: PORCENTAJE DE LA TASA DE APROBACIÓN.....	53
GRÁFICO 2: CURSO REGULARES AÑOS 2003 AL 2008.....	54
GRÁFICO 3. TASA DE APROBACION POR GESTION.....	55
GRÁFICA 4. APROVECHAMIENTO ESTUDIANTEL DEL AÑO 2009 AL 2016.....	56
GRÁFICO 5. EVOLUCIÓN ESTUDIANTEL, MUJERES AÑO 2004 AL 2008.....	57
GRÁFICO 6. EVOLUCIÓN ESTUDIANTEL, HOMBRES AÑO 2004 AL 2008.....	58
GRÁFICO 7. DIAGRAMA DE BARRAS-EVALUACIÓN ESTUDIANTEL SEGÚN SEXO AÑO 2004 AL 2008	59
GRÁFICO 8. EVOLUCIÓN DE LA POBLACIÓN ESTUDIANTEL, HOMBRES.....	60
GRÁFICO 9. EVOLUCIÓN DE LA POBLACIÓN ESTUDIANTEL, MUJERES.....	60
GRÁFICA 10. DIAGRAMA DE BARRAS - EVALUACIÓN ESTUDIANTEL SEGÚN SEXO AÑO 2004 A LOS 2008 CURSOS DE TEMPORADA	61
GRÁFICO 11. EVOLUCIÓN DE LA POBLACIÓN ESTUDIANTEL, HOMBRES AÑOS 2011 AL 2016	62
GRÁFICO 12. EVOLUCIÓN DE LA POBLACIÓN ESTUDIANTEL, MUJERES AÑOS 2011 AL 2016.....	63
GRÁFICO 13. DIAGRAMA DE BARRAS - EVALUACIÓN ESTUDIANTEL SEGÚN SEXO AÑOS 2011 AL 2016 CURSOS REGULARES	64
GRÁFICO 14. TASA DEL APROVECHAMIENTO ESTUDIANTEL AÑO 2003 AL 2017.....	65
GRÁFICO 15. GRAFICO DE INSCRITOS I/2003 – II/2016.....	69
GRÁFICO 16. GRÁFICO DE APROBADOS GESTIÓN 2003-2017.....	70
GRÁFICO 17. PREDICCIÓN AÑOS 2018 -2020.....	74

GRÁFICO 18. PREDICCIONES 2018 – 2020 MODELO ARIMA.....	77
GRÁFICO 19. PRUEBA DE AUTOCORRELACION.....	78
GRÁFICO 20. PRONOSTICO CON MÉTODO HOLT WINTERS- MULTIPLICATIVO.....	82
GRÁFICO 21. DIFERENCIA DE PREDICCIÓN CON ARIMA Y MÉTODO DE HOLT WINTERS.....	83
GRÁFICO 22. AJUSTE DE PREDICCIÓN CON EL METODO DE HOLT WINTERS.....	85
GRÁFICO 23. FRECUENCIA DE REPROBADOS.....	98
GRÁFICO 24. RESULTADOS DE PREDICCIÓN.....	100
GRÁFICO 25. PREDICCIÓN PARA ESTUDIANTES REPROBADOS E INSCRITOS.....	103
GRÁFICO 26. PREDICCIÓN CON EL METODO DE HOLT WINTERS.....	105
GRÁFICO 27. SUAVIZACIÓN DE HOLT WINTERS.....	107
GRÁFICO 28. COMPARACIÓN SIN Y CON PREDICCIÓN MÉTODO DE HOLT WINTERS.....	108
GRÁFICO 29. GRÁFICO DE ESTUDIANTES CON ABANDONO DE MATERIA.....	110
GRÁFICO 30. RESULTADOS ESTUDIANTES INSCRITOS Y CON ABANDONO DE MATERIA.....	110
GRÁFICO 31. ESTUDIANTES INSCRITOS Y ABANDONARON LA MATERIA.....	112
GRÁFICO 32. COMPARACIÓN SIN PREDICCIÓN Y PREDICCIÓN DE HOLT WINTERS.....	115
GRÁFICO 33. COSTOS DE INSCRIPCIÓN DE CURSOS DE TEMPORADA.....	118
GRÁFICO 34. FRECUENCIA DE ESTUDIANTES REPROBADOS EN LA MATERIA BOTANICA.....	119
GRÁFICO 35. GRÁFICO DE COMPARACIÓN.....	121

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1: DATOS DE ALUMNOS INSCRITOS (2003 – 2017).....	68
FIGURA 2. FRECUENCIA DE APROBADOS EN EVIWES -GESTION 2003-2017.....	70
FIGURA 3. COORELACIÓN DE APROBADOS.....	71
FIGURA 4. FRECUENCIA GRUPAL CON LAS VARIABLES APROBADOS Y INSCRITOS.....	75
FIGURA 5 : AJUSTE DE FRECUENCIAS CON LA PREDICCIÓN DE HOLT WINTERS.....	84
FIGURA 6: FRECUENCIA DE REPROBADOS.....	97
FIGURA 7: PREDICCIÓN 2018 AL 2020.....	99
FIGURA 8: UNIÓN CON LOS DATOS DE ESTUDIANTES INSCRITOS Y REPROBADOS.....	102
FIGURA 9. COMPARACIÓN ENTRE LA PREDICCIÓN CON ARIMA Y EL SUAVIZAMIENTO DE HOLT WINTERS.....	106
FIGURA 10. DIFERENCIA ENTRE REPROBADOS CON EL MÉTODO ARIMA Y HOLT WINTERS.....	107
FIGURA11. FRECUENCIA DE ESTUDIANTES CON ABANDONO.....	109
FIGURA 12. UNIÓN DE INSCRITOS Y ABANDONOS PARA VER LA DIFERENCIA EN FRECUENCIA.....	112
FIGURA13. COMPARACIÓN CON EL MÉTODO DE HOLT WINTERS MULTIPLICATIVO.....	114
FIGURA 14. COMPARACIÓN SIN PREDICCIÓN Y CON PREDICCIÓN EN HOLT WINTERS.....	121

ÍNDICE DE FOTOGRAFÍAS

FOTOGRAFÍA 1. AULAS DONDE PASAN CLASES ESTUDIANTES DE AGRONOMÍA.....	124
FOTOGRAFÍA 2: AULAS DONDE PASAN CLASES ESTUDIANTES DE AGRONOMÍA	124
FOTOGRAFÍA 3: CAPACITACIÓN -TALLER EN EL AUDITORIO DEL 5 PISO DE LA FACULTAD DE AGRONOMÍA.....	125
FOTOGRAFIA 4: AULA DE ESTUDIANTES - ESTACION DE VIACHA.....	126
FOTOGRAFÍA 5. ESTUDIANTES APRENDIENDO EN CAMPO ABIERTO ESTACIÓN DE CHOQUENAIRA.....	127
FOTOGRAFÍA 6. ESTUDIANTES PRACTICANDO Y APRENDIENDO EN UNA DE LAS ESTACIONES SOBRE LA PRODUCCIÓN.....	127
FOTOGRAFÍA 7. APERTURA DE LA FACULTAD DE AGRONOMÍA ESTACIÓN ALTO BENI.....	128
FOTOGRAFÍA 8: PRÁCTICAS DE CAMPO EN EL CENTRO EXPERIMENTAL DE COTA COTA.....	129
FOTOGRAFÍA 9: MÓDULO DE APICULTURA EN EL CENTRO EXPERIMENTAL DE COTA COTA.....	130
FOTOGRAFÍA 10: EXTENCION ALOS COMUNINARIOS DE COMUNIDADES ALEDAÑAS ALA ESTACIONEEXPERIMENTAL DE CHOQUENAIRA.....	131
FOTOGRAFÍA 11: CLASE DE BOTÁNICA SISTEMÁTICA EN EL LABORATORIO EN BOTÁNICA IMPARTIDO POR EL ING. FÉLIX ROJAS.....	132
FOTOGRAFÍA 12: PRODUCCIÓN DE LECHUGAS ORGÁNICAS EN EL CENTRO EXPERIMENTAL DE COTA.....	133
FOTOGRAFÍA 13: CRIANZA DE ANIMALES EN EL CENTRO EXPERIMENTAL DE CHOQUENAIRA.....	134
FOTOGRAFÍA 14: VENTA DE PRODUCTOS DE ESTACIONES EXPERIMENTALES.....	135

CAPITULO 1

1. Introducción

La Carrera de Ingeniería Agronómica de la Facultad de Agronomía de la Universidad Mayor de San Andrés, en el proceso de acreditación realizó un convenio de trabajo dirigido con la Carrera de Estadística (Facultad de Ciencias Puras y Naturales) de la Universidad Mayor de San Andrés (U.M.S.A), para mejorar su información académica de diferentes años.

En la información recolectada se observó el comportamiento del aprovechamiento estudiantil de los cursos regulares y de temporada se vio la necesidad de pronosticar los próximos años, utilizando un método de Series de Tiempo que mejor se adecue a la información.

Por el tipo de información recolectada el método suavización exponencial de Holt-Winters es adecuado para el pronóstico del aprovechamiento estudiantil. Es una extensión de método Holt que considera solo dos a tres exponentes suavizantes, considera nivel de tendencia y estacionalidad de una determinada serie de tiempo.¹

Es aquí donde, sin duda la aplicación de un Método de Series de Tiempo tendrá un papel preponderante, desarrollando pronósticos clave que puedan determinar una mejor organización, por tal motivo, el presente trabajo está

1. Centro Interuniversitario de Desarrollo CINDA 1993 ACREDITACIÓN UNIVERSITARIA EN AMERICA LATINA Santiago, Chile: Multivac

orientado a desarrollar parámetros para una mejor acreditación, por cual se verá más adelante en desarrollo de la presente investigación.

1.1 Antecedentes

La Carrera de Ingeniería Agronómica de la Universidad Mayor de San Andrés, es una unidad académica de educación superior, estatal, autónoma y gratuita, desarrolla sus actividades académicas, administrativas de investigación e interacción en predios e infraestructura adecuada para las tareas encomendadas; como institución la UMSA forma parte del sistema de la Universidad Boliviana en igual jerarquía que las demás universidades, reconocidas por la Constitución Política del Estado en sus artículos 92 y 93, sus actos están circunscritos en el Estatuto Orgánico de la Universidad Boliviana y por el Estatuto Orgánico de la Universidad Mayor de San Andrés, siendo esta la segunda más antigua a nivel nacional, actualmente lleva 186 años de vida institucional en el país.

Como unidad académica, Ingeniería Agronómica es una de las 54 carreras de la UMSA, fue creada en atención a una demanda de la sociedad, especialmente del sector campesino y agricultor de la región altiplánica de Bolivia; el 4 de enero de 1983 una comisión mixta conformada por la Confederación Sindical Única de Trabajadores Campesinos de Bolivia (CSUTCB), el Ministerio de Asuntos Campesinos y Agropecuarios (MACA) y la Universidad representada por su Rector propusieron la creación de la Carrera de Ingeniería Agronómica con el objetivo de que puedan profesionalizarse los hijos de los campesinos y los jóvenes de centros y

poblaciones circundantes, para que los profesionales titulados en dicho centro contribuyan al desarrollo de la agropecuaria del país; así como unidad académica, apoyar mediante la investigación y la interacción social a las labores cotidianas de los agricultores de la región con notorio impacto en la variada eco-geografía departamental, que cuenta con altiplano, cabecera de valle y sub-trópico, hecho que representó un hito en la educación superior del país, debido a que la creación de la Carrera es pertinente en atención a una demanda social de la región.

El 20 de abril de 1983, se inauguraron las labores académicas del primer semestre con dificultades y limitaciones en el aspecto de infraestructura, administración, y docencia, situación que ha sido superada de manera gradual y eficiente; actualmente, la carrera cumple 33 años de vida institucional, al servicio de la sociedad, tiempo en el que promovió cambios fundamentales en su interior, buscando mejorar sustancialmente la oferta académica con calidad hacia la sociedad del entorno; desde la primera titulación (1991) hasta diciembre de 2009 se titularon 2097 profesionales agrónomos, en el periodo que se evalúa (2011- agosto 2016) se titularon 729 profesionales; Así mismo se han realizado cursos de postgrado (14 diplomados y 4 maestrías, como oferta de formación complementaria y de especialización a nuestros titulados y de otras universidades.

Se lograron avances importantes en los aspectos normativos administrativos, de infraestructura y académicos a partir de 1983 al presente, aspectos que sitúan a la Carrera como un referente regional importante e imprescindible para la sociedad.

El 9 de junio de 1983, mediante Resolución No. 0096/834 del Honorable Consejo Universitario se aprueba oficialmente la creación de la Carrera de Ingeniería Agronómica. El reconocimiento de la Carrera en el ámbito nacional se efectúa con la aprobación en la VI Conferencia Nacional de Universidades realizada en octubre de 1975, este reconocimiento es oficializado por el IX Congreso Nacional de Universidades mediante resolución 19/99 y finalmente la certificación del Comité Ejecutivo de la Universidad Boliviana dando Reconocimiento Oficial a la Carrera de Ingeniería Agronómica en abril de 2003, hechos que fortalecen la imagen institucional a través del cumplimiento de requisitos indispensables como es el de disponer de la legalidad para su funcionamiento dotada de normatividad y reglamentos pertinentes que rigen los procesos académico-administrativos y de Co-gobierno, sujeto a disposiciones emanadas del IV y IX Reunión Académica Nacional (RAN2002), el accionar de la Carrera en los últimos años sigue la normatividad dispuesta en los Documentos del XII Congreso Nacional de Universidades (2013-2014); así como, contar con el Proyecto Académico (Plan de Estudios) diseñado para la Carrera y el Plan de Desarrollo Estratégico de la Carrera de Ingeniería Agronómica.

- **Misión de la Carrera**

La Carrera de Ingeniería Agronómica de la Facultad de Agronomía, es una Unidad académica al servicio de la nación y en particular de la región (Departamento de La Paz), con la misión de formar profesionales ingenieros agrónomos de excelencia académica en concordancia con la realidad rural, dando a los estudiantes una sólida formación científica básica y aplicada de

conocimientos de los principios fundamentales que rigen los procesos de producción agrícola y pecuaria, propugnando la consolidación de su competencia científica en la educación, la investigación y la interacción social, en concordancia con las exigencias de la sociedad del entorno, en atención a las recomendaciones de las acreditaciones realizadas según estándares internacionales y con carácter de referencia nacional.

1.2 Objeto de estudio de la Carrera de Ingeniería Agronómica

El objeto de estudio del profesional ingeniero agrónomo, es el mejoramiento de la productividad y la producción agrícola y pecuaria, con el propósito de coadyuvar al desarrollo de la región y del país, mediante la recuperación de conocimientos ancestrales y uso de tecnología científica en proyección a la práctica agropecuaria, el uso racional de los medios de producción, la conservación y la rehabilitación de los suelos, en equilibrio con la ecología y los sistemas naturales.

1.3 Objetivos de la Carrera de Ingeniería Agronómica

1. Impartir conocimientos teóricos-prácticos en los cursos básicos, formativos y de Semi-especialización, a fin de formar profesionales capaces de planificar, dirigir, administrar, ejecutar y evaluar, todo relacionado con:

- a) El uso racional y la implementación de los factores de producción agrícola: tierra, capital trabajo.

- b) La optimización del uso de tecnologías apropiadas, para obtener rendimientos cualitativos y cuantitativos en el campo de la agropecuaria.
- c) El mejoramiento de la producción y productividad agrícola y pecuaria, utilizando los principios científicos pertinentes.
- d) La investigación de los factores de producción y de los aspectos socio económicos, para impulsar el desarrollo de la población rural.
- e) La difusión y transferencia de los resultados de la investigación en sus diferentes áreas.

2. Despertar en el estudiante a través del proceso de enseñanza aprendizaje (PEA), el análisis crítico de la realidad regional y nacional.

3. Promover la reflexión de los actores y sujetos que intervienen en el proceso de enseñanza-aprendizaje, con respecto al objeto de estudio y al sujeto de cambio que es el agricultor y sus sistemas de producción.

4. Promover la formación de profesionales ingenieros agrónomos con conocimientos objetivos y reales de los problemas emergentes en el sector agropecuario.

5. Promover en el nuevo profesional agrónomo, la necesidad de rescatar las tecnologías ancestrales de nuestros antepasados, relacionándolo con la tecnología moderna que permita el incremento continuo del desarrollo agropecuario del departamento y del país.

1.4 Plan de Desarrollo de la Facultad

La Facultad de Agronomía de la Universidad Mayor de San Andrés, cuenta con un Plan de Desarrollo Institucional, que es una herramienta de diagnóstico, análisis, reflexión, discusión y toma de decisiones, en torno a la actual situación de la Facultad de Agronomía y el camino que debe recorrer en un futuro inmediato, en el mediano plazo, para adecuarse a los cambios y demandas que impone el entorno regional, nacional y mundial, para así lograr el máximo de eficiencia y calidad.

El Plan de la Facultad, está en concordancia con el Plan estratégico Institucional de la UMSA (<http://areing.umsa.bo/home/downloads/per.pdf>), que determina las directrices presupuestarias que se aplican en el ámbito de las unidades académicas, administrativas y centros estudiantiles, que deben formular sus propios planes operativos anuales y presupuestos, fijando metas de corto y mediano plazo.

El Plan de Desarrollo de la Facultad, se conceptualiza como una función de dirección institucional que adopta un conjunto de decisiones debidamente integradas para transformar el estado actual de la Facultad en una situación cualitativamente superior.

Esta Planificación Estratégica aquí es entendida como un proceso participativo, entendiendo que el mismo es discutido en última instancia dentro del Cogobierno.

- **Visión**

La carrera de Ingeniería Agronómica es una unidad académica reconocida a nivel departamental, nacional e internacional por su dinámica en la generación de conocimientos, por brindar a la sociedad profesionales con alto grado de formación técnica, científica y con vocación de servicio, capaces de contribuir al desarrollo regional y nacional a través de la producción de alimentos, capaces de responder a los nuevos desafíos que conlleva los efectos del cambio climático y la conservación de recursos naturales.

1.4.1 Funciones principales de la Carrera de Ingeniería Agronómica para la acreditación

1. Docencia

El ingeniero agrónomo tiene las herramientas científicas y técnicas adecuadas para comprender y resolver con solvencia y competencia los siguientes campos de la agronomía.

- a) Generar investigación y tecnología aplicada a las necesidades de la región y del país.
- b) Como parte integrante en la producción agraria, está en la capacidad de solucionar los problemas del sector rural, referidos a la producción agrícola y pecuaria.
- c) Estar en la capacidad de planificar y administrar pequeñas y grandes empresas agropecuarias. Participar y transmitir conocimientos en procesos de educación formal y no formal.

- d) Dar asesoramiento y participar en la solución de problemas en su esfera de acción
- e) Mínimo una publicación científica por docente equivalente por año
Publicación de Revista de la Carrera de Ingeniería Agronómica - UMSA (APTHAPI) Las publicaciones que se tienen registradas, son las realizadas por los docentes que están ligados a los Proyectos de Investigación de la Facultad.
- f) Número máximo de 5 tutorías por docente por periodo lectivo dentro de la carrera de ingeniería agronómica
- g) Cursos de capacitación pedagógica para los docentes

2. Investigación

- a) Relevancia y el impacto interno de los proyectos de investigación en el proceso de enseñanza-aprendizaje.
- b) Participación de estudiantes en proyectos de investigación.
- c) Pertinencia y relevancia de los proyectos de investigación con las necesidades de desarrollo científico-tecnológico y social del medio, durante los últimos seis años.
- d) Publicación de proyectos de investigación concluidos
- e) Publicaciones en la Revista IIAREN de la Facultad de Agronomía.
- f) Publicaciones en Revistas Científicas, Congresos y otros.

- g) Publicaciones en Revistas Científicas Internacionales
- h) Credibilidad de la Carrera para acceder mediante concurso a proyectos de investigación a nivel local, nacional e internacional
- i) Presencia de docentes en la Carrera, dedicados a la investigación y enseñanza, con gran experiencia para dirigir proyectos.
- j) Existencia de proyectos de investigación referidos a la formación de estudiantes para dar apoyo y respuesta al entorno social donde se circunscribe la Carrera.
- k) Existencia de espacios físicos disponibles para realizar proyectos de investigación en los diferentes ambientes agroecológicos, como son las Estaciones Experimentales de Sapecho, Patacamaya, Cota Cota y Choquenaira.
- l) Buena relación y credibilidad de la Carrera y Facultad en los Municipios y comunidades rurales.
- m) Formación de profesionales, Formación de profesionales competitivos que tiene conocimiento y estrecha relación con los sectores rurales.

1.4.2 Interacción Social

Desarrolla en las Áreas y Familias Laborales son:

- **Área Ciencias Exactas**

Aplica las ciencias exactas a la solución de los problemas del sector agropecuario, que son fundamentales, puesto que cumplen diversidad de objetivos en cuanto a su función en la formación de los futuros profesionales de esta Unidad Académica.

- **Área Investigación**

El objetivo del área de Investigación es la de proporcionar las bases conceptuales de la metodología de la investigación científica e innovación, además de sus técnicas básicas, haciendo énfasis en el diseño y ejecución basada en problemas identificados en el medio local y en su solución práctica y aplicada, expresada en el diseño de la investigación experimental y no experimental.

- **Familia laboral Ingeniería Agrícola y Medio Ambiente**

Permite el diseño e implementación de infraestructura productiva; mejora la conservación y uso de los recursos hídricos y riego; diseña, ejecuta y evalúa proyectos de riego; realiza la conservación de suelos; efectúa el cuidado del medio ambiente y disminuye la contaminación; maneja eficientemente la maquinaria y equipos agrícolas; automatiza el funcionamiento de la maquinaria agrícola y equipos de riego; usa sistemas de información

geográfica y sensores remotos para la solución de problemas en el área agropecuaria y cambio climático; practica la agricultura de precisión.

- **Familia laboral Producción Vegetal Sostenible**

Diseña proyectos para mejorar la producción agrícola existente; aplica tecnologías para la implementación de proyectos productivos, en el marco de la economía comunitaria campesina, micro, mediana y empresa agroindustrial

- **Familia laboral Producción Pecuaria Sostenible**

Diseña, ejecuta y evalúa proyectos para mejorar la producción pecuaria existente y propone nuevos enfoques en base a la investigación experimental, para obtener la máxima eficiencia biológica y económica. Asimismo, en base a un sistema de producción animal prevé programas de alimentación y sanidad animal, conservando y cuidando el medio ambiente; realiza mejoramiento genético de los animales domésticos.

1.5 Planteamiento del Problema

En el proceso de acreditación se entrega la información académica para la comprobación que efectúa a la Facultad, sobre la calidad de sus programas académicos, su organización y funcionamiento en el cumplimiento de su función social.² Como parte esencial para la carrera de Agronomía.

La información académica contempla el aprovechamiento estudiantil por semestre, datos numéricos de postulantes admitidos a la carrera de Ingeniería

² Consejo nacional de acreditación CNA, artículo 186382. Recuperado de www.cna.gov.co

Agronómica, género, estado civil, procedencia, edad, información referente a la unidad educativa de procedencia (área proveniente, tipo de administración, tipo de unidad educativa en relación al género, turno de la unidad educativa), si está trabajando, si cuenta con seguro de salud , si tuvo orientación vocacional para elegir la carrera , si está realizando estudios en alguna otra institución con el fin de generar resultados que muestran las prevalencias de las variables anteriormente mencionadas de los postulantes a la carrera de Ingeniería Agronómica a lo largo del tiempo.

En la información la variable del aprovechamiento estudiantil es importante en el proceso de acreditación; sin embargo, se observa que estos datos no tienen estacionalidad, es decir, crecen, decrecen por semestre, anualmente , no pudiendo pronosticar la tendencia del aprovechamiento y generando planificaciones empíricas en la ejecución de los cursos regulares y de temporada.

No teniendo información actualizada para el proceso de acreditación; así también, la falta de una organización en su información que pueden generar una inadecuada interpretación de la información de la situación actual.

En la primera acreditación tomaron en cuenta los datos del 2002 al 2003 para tener los resultados necesarios , en el documento solo se vieron gráficos totales y no así las tablas de cual sacaron los gráficos, su información es un poco insuficiente , en la segunda acreditación el año 2004 al 2009 tomaron en cuenta los últimos 6 años. Por lo tanto su recolección de datos fue más amena, pero no se explicó que en el año 2009 en los curso de invierno no se pudo sacar un resultado preciso, hubo un evento en la carrera de Ingeniería

Agronómica, los cursos de temporada invernales se cerraron por un problema de enfermedad en el país.

Para la tercera acreditación tomaron en cuenta los datos de 6 gestiones tomando a partir del año 2011 para arriba, entonces su estudio solo fue del 2011 al 2016, pero un evento ocurrió, había un dato que aún no tenía Kardex de la carrera, porque aún pasaban clases, así que trabajaron con ese dato perdido.

Para poder hacer un mejor estudio y cuantificar los datos se recolectó los datos perdidos que no tomaron en cuenta la acreditación las gestiones 2009, 2010.

La información recolectada estaba dispersa y se tuvo que poner en una base de datos con todas las gestiones anteriores y también agregar los datos perdidos de la gestión 2016, menos de la gestión II/2009.

1.6 Objetivos

1.6.1 Objetivos Generales

Implementar un modelo para pronosticar el impacto del aprovechamiento académico de la carrera de Ingeniería Agronómica con el método de suavizamiento exponencial de Holt-Winters en el proceso de la acreditación.

1.6.2 Objetivos Específicos

- Analizar el aprovechamiento estudiantil del proceso de la acreditación en la carrera de ingeniería Agronómica

- Analizar el aprovechamiento académico de los cursos regulares y de temporada de la carrera de ingeniería Agronómica, mediante el modelo de predicción
- Describir el método de predicción con el método de Holt Winters
- Analizar el rendimiento los años 2003 al 2017
- Realizar una predicción del 2018,2019 y 2020

1.7 Justificación

1.7.1. Justificación Teórica

El aprovechamiento estudiantil a nivel de la Facultad de Agronomía, es un pilar fundamental en el desarrollo de la carrera, siendo el aprovechamiento estudiantil una lucha contra la repetición y la deserción de materias, sus acciones están dirigidas a ver cada semestre cuantos estudiantes aprovecharon académicamente según inscritos, de la repetición y deserción causadas por diferentes circunstancias.

Lo que se pretende hacer es un estudio de series de tiempo para modelar el aprovechamiento y posteriormente realizar pronóstico para el año 2018 al 2020 , se va adecuar el modelo más conveniente eligiendo el método de suavizamiento de Holt- Winter y una modificación de este modelo general

1.7.2 Justificación Práctica

En la Carrera de Ingeniería Agronómica realiza al detalle las características, en las que tiene el aprovechamiento estudiantil de los años 2003 al 2017 de cursos regulares y de temporada, por lo tanto vieron conveniente hacer un

pronóstico del aprovechamiento estudiantil en la Acreditación, obteniendo los datos de estudiantes que aprueban las materia inscritas en el transcurso del año , por lo tanto es registrada esta información por la oficina de Kardex y subida en una base de datos que es elaborada semestralmente .

1.8. Alcance y Limitaciones

1.8.1 Alcances

La Carrera de Ingeniería Agronómica tiene datos del aprovechamiento estudiantil de los últimos 7 años de la oficina de Kardex, recopila la información de los cursos regulares y de temporada a nivel estudiantil, que obtiene cada que finaliza el semestre.

- Es pronosticar las gestiones del 2018 al 2020 del aprovechamiento estudiantil
- Para el estudio del Aprovechamiento Estudiantil, se utilizara el programa eviews
- El estudio se enfocara solo a los datos del aprovechamiento estudiantil y no se podrá decir él porque del abandono o reprobación del estudiante.
- Para el análisis del aprovechamiento estudiantil, se tomara en cuenta los estudiantes que reprobaron y abandonaron la materia

1.8.2 Limitaciones

Este trabajo se realizara con datos de los año 2003 al 2017, al no tener datos de años anteriores, solo se logró obtener los datos por semestres y por cursos de temporada a nivel de la Carrera de Ingeniería Agronómica.

- Se limitara a usar el modelo de suavización exponencial de Holt-Winters
- Solo se enfocara a estudiantes regulares de la Carrera de Ingeniería Agronómica
- Para el trabajo dirigido no es necesario el uso de encuestas, ya que se proporcionó información de Kardex

Capítulo 2

Marco Teórico

2. Población Objetivo y Población investigada

2.1. Población Objetivo

La población objetivo es toda la comunidad estudiantil de la carrera de Ingeniería Agronómica de la Universidad Mayor de San Andrés (U.M.S.A.).

2.2. Población Investigada

La población de investigación serán los alumnos inscritos desde el año 2003 al 2017 para luego predecir los datos de los años 2018,2019 y 2020.

2.3. Acreditación

Se considera importante definir lo que es la acreditación, “Acreditación es un proceso voluntario al que se someten las instituciones de Educación Superior Autónomas, para contar con una certificación de calidad de sus procesos internos”

“Por otra parte la evaluación es un proceso de recolección de información que es analizada e interpretada a la luz de un marco referencial (formularios de Acreditación: Sistema de Acreditación regional de Carreras Universitarias de los Estados parte de Mercosur y Estados Asociados “ARCUSUR”), proporciona juicios de valor que permiten tomar decisiones en la planificación de futuras acciones de la carrera”.

“La evaluación está constituida de dos partes, una autoevaluación (interna) y la evaluación por pares externos (evaluación externa), como resultados de estos dos procesos viene la acreditación. En la evaluación participan y son

sujetos de evaluación todos los involucrados en la dinámica institucional, es decir, docentes, estudiantes, administrativos y son verificables todos los servicios con los que cuentan la carrera”.

Las series de este indicador se presentan para los niveles educativos por gestión, la información se descompone desagregadas por semestre

2.4 Análisis de series de tiempo

Por series de tiempo nos referimos a datos estadísticos que se recopilan, observan o registran en intervalos de tiempo regulares (diario, semanal, semestral, anual, entre otros) el termino series de tiempo se aplica por ejemplo a datos registrados en forma periódica.

Una gran cantidad de información acerca de las características económicas, tanto de individuos como empresas o países, se recopila con fines de análisis, para llevar a cabo la planeación y toma de decisiones. Al registro metódico de la medición u observación numérica, efectuada a intervalos de tiempos fijos, de tales características o variables económicas, generalmente se le conoce como series de tiempo.

Observe que el nombre “series de tiempo” no es del todo apropiado para denotar los conjuntos de datos registrados de manera ordenada respecto al tiempo, pues en particular el termino serie se utiliza en matemáticas para nombrar una suma infinita de valores de una variable, Quizá una terminología más apropiada para referirse al conjunto de datos que interesa podría ser el de sucesión cronológicas; sin embargo aquí se continuara haciendo mención a series de tiempo, debido simplemente a que esta es la terminología más usual y conocida.

2.5 Elementos Estadísticos en el análisis de Series de Tiempo

Debido a que las series de tiempo consta de datos numéricos, es natural usar las herramienta de la estadística para describirlas y analizarlas, así como ocurre con cualquier otro conjunto de información numérica, el enfoque descriptivo, que se ocupa esencialmente de resumir y describir en forma concisa ya sea mediante gráficas o atreves de unas cuantas medidas descriptivas, la información con que se cuenta y el enfoque inferencial, cuyo objetivo fundamental es utilizar datos muestrales para realizar inferencias, que sean válidas para toda la población de donde se obtuvo la muestra.

Dentro de los elementos descriptivos de una serie de tiempo se encuentran pues, las gráficas y las medidas descriptivas y posiblemente el orden en que es primordial construir graficas antes de llevar a cabo cualquier tipo de cálculo, aunque solo sea para verificar visualmente la congruencia de los datos.

Los elementos de inferencia estadística son aquellos que se utilizan para responder preguntas acerca de la población o universo, con base a un conjunto de datos muestrales, En el estudio de series de tiempo, la población sobre la cual se desea inferir, depende fundamentalmente del tipo de análisis y/o modelo que se emplee. Por consiguiente, conviene mencionar que el análisis de una serie de tiempo se realiza de distintas maneras; por ejemplo, uno de los métodos de análisis considerado como clásico es el conocido como el de *descomposición de series*, el cual presupone que la serie de tiempo está formada por un componente de tendencia- ciclo, qué representa el movimiento de largo plazo de la serie, Otro componente es la estacionalidad, cuya utilidad

es la de representar los efectos producidos por fenómenos que se repiten cada año con cierta constancia y un componente más es la irregularidad, que sirve para caracterizar los movimientos imprevisibles y considerados como aleatorios.

2.6 Series de tiempo discreta

Con base en lo anterior, una serie de tiempo es la sucesión de observaciones generadas por un proceso estocástico, cuyo conjunto índice se toma en relación con el tiempo. Por tanto, la inferencia que se realice será acerca de las características del proceso estocástico generador de la serie observada. Además así como existen series de tiempo discretas y continuas. En particular si las observaciones de una serie de tiempo discreta se toman en los momentos $\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N$, el proceso estocástico respectivo se denotara por $\{Z(\tau_1), Z(\tau_2), \dots, Z(\tau_N)\}$.

De aquí en adelante se consideraran exclusivamente series de tiempo discretas, con la característica adicional de que las observaciones se hagan con intervalos de tiempos iguales. Así mismo y aun con el riesgo de crear de ciertas confusiones, en general no se hará distinción entre una variable aleatoria Z y su valor observado, que se denotara también por Z . De esta manera, cuando se tenga N valores sucesivos de una serie de tiempo, se escribirá $Z_1, Z_2, \dots, Z_t, \dots, Z_N$ para denotar las observaciones hechas a intervalos equidistantes $\tau_o + h, \tau_o + 2h, \dots, \tau_o + th, \dots, \tau_o + Nh$, en donde es algún punto en el tiempo que hace las veces de origen y h es la longitud del intervalo y de tiempo que separa dos observaciones contiguas. En la mayor parte de los casos, los valores de τ_o y h no son relevantes para el análisis que

se realice y se podrá denotar la serie mediante $\{Z_t\}$, con la suposición implícita de que t toma los valores $1, 2, \dots, N$ la ventaja de esta notación radica en que no es necesario indicar en cada observación la fecha en que se observó.

Es importante notar que una serie de tiempo observada no es más que una realización de un proceso estocástico, lo cual significa que bien pudo haberse observado otra realización del mismo proceso. Pero cuyo comportamiento fuese distinto del que observo en la realidad.

2.7 Modelo para Serie de Tiempo Univariadas

La experiencia ha demostrado que la mayoría de los fenómenos reales de carácter ya sea económico o de otra índole, son un tanto más complejos que los procesos representables mediante las ecuaciones en diferencia lineales. Estas ecuaciones, aunque son de mucha utilidad en la práctica, imponen limitantes en lo que respecta a la representación de fenómenos reales debido a su característica de ser completamente determinista; por este motivo resulta conveniente introducir en ellas un componente aleatorio que les permita mayor flexibilidad, A continuación se representa dicha modificación de las ecuaciones en diferencia, lo cual da origen a los modelos autorregresivos. Posteriormente se verá como surgen los modelos de promedios móviles para cubrir otro tipo de necesidad y más adelante se indicara como las combinaciones de estas dos clases de modelos dan origen a modelos más generales: los modelos ARMA y los modelos ARIMA

2.8 Formas de Autocorrelación.

El procedimiento práctico consiste en estimar estas correlaciones desconocidas suponiendo alguna estructura de las perturbaciones. Las estructuras más sencillas, y que por otro lado especifican bien el comportamiento de la perturbación, son las que se presentan a continuación como procesos autorregresivos (AR), procesos de medias móviles (MA) o procesos mixtos (ARMA).

2.8.1 Procesos autorregresivos

Los procesos o filtros autorregresivos están diseñados de modo que el comportamiento de una variable en un instante de tiempo depende de valores pasados de la propia variable. Así, si el valor de la variable u en el momento t depende de su valor en el periodo anterior más un término aleatorio se dice que el proceso es autorregresivo de primer orden (AR 1). Si la relación de dependencia se establece con los p valores anteriores el proceso será autorregresivo de orden p . Matemáticamente estos procesos se expresan del siguiente modo, AR

2.9 Modelos Autorregresivos (AR)

Las ecuaciones mostradas en el capítulo anterior son de tipo

$$A(B)Z_t = \text{constante}$$

En donde $A(B)$ representa un polinomio de retraso. Una generalización de este tipo de ecuaciones consiste en introducir una variable aleatoria en el lado derecho, de tal manera que se tenga

$$A(B)Z_t = constante + a_t \quad (2.2.1.2)$$

En donde, por simplicidad, se supone que $\{a_t\}$ es un proceso de ruido blanco.

Ecuaciones en diferencia de tipo (2.2.1.2) permiten representar los procesos autorregresivos, para dichos procesos se tiene.

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p)Z_t = constante + a_t$$

En donde la constante es igual a $(1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p)\mu$, en caso de que el proceso Z_t tenga un nivel medio constante dado por $E(Z_t) = \mu$ para toda t de esta forma, la ecuación se convierte en

$$\phi(B)\bar{Z}_t = a_t, \text{ con } \bar{Z}_t = Z_t - \mu \quad (2.2.1.4)$$

El termino autorregresion (AR) que se le da al proceso representado por (2.2.1.4) se refiere al hecho de que también puede expresarse como.

$$Z_t = (1 - \phi_1 - \phi_2 - \dots - \phi_p)\mu + \phi_1 Z_{t-1} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t$$

La cual es básicamente una ecuación de regresión lineal, con la característica especial de que el valor de la variable dependiente Z en el periodo t depende, no de los valores de un cierto conjunto de variables independientes, como sucede en el modelo de regresión, sino de sus propios valores, observados en periodos anteriores a t y ponderados de acuerdo con los coeficientes autorregresivos $\phi_1 \dots \phi_p$

Es importante saber si el proceso asociado con una ecuación en diferentes alcanzara en el largo plazo su punto de equilibrio. Al referirse a ecuaciones en

diferencia en las que interviene algún elemento aleatorio, no es estrictamente valido hablar de convergencia, debido precisamente a las fluctuaciones aleatorias que siempre existirán, aun cuando estas ocurran al rededor del punto de equilibrio. Por tanto es necesario utilizar el concepto de equilibrio estocástico, mejor conocido como estacionalidad, Es decir mientras que en un proceso estocástico se habla de estacionalidad, de esta manera, un proceso AR será estacionario o no estacionario, dependiendo de los valores que tomen las raíces de la ecuación característica.

$$\phi(x) = 0$$

La cual rige el componente del proceso autorregresivos.

Si se recuerda el caso general de una ecuación en diferencia, se sabe que $\phi(B)$ se escribe con.

$$\phi(B) = (1 - g_1 B)(1 - g_2 B) \dots (1 - g_p B)$$

De tal manera el caso general de una ecuación en deferencia, sabe que $\phi(B)$ será estacionario siempre y cuando

$$|g_i| < 1 \text{ para } i = 1, 2, \dots, p$$

Dicho de otra manera si y solo si las raíces de son $g_1^{-1}, g_2^{-1}, \dots, g_p^{-1}$, se encuentran fuera del círculo unitario (en el plano complejo).

2.10 Modelo AR (1)

El caso más simple es el de un modelo autorregresivos de orden uno, o sea un AR (1), que se representa como

$$\bar{Z}_t - \phi \bar{Z}_{t-1} = a_t$$

Y que genere la serie de tiempo que se conoce también como serie de Markov
Para que dicha serie sea estacionaria se requiere que la raíz de la ecuación.

$$1 - \phi x = 0$$

Se encuentre fuera del círculo unitario; es decir se requiere que $|\phi| < 1$ para asegurar la estacionaridad del proceso AR (1).

Otra posible representación de dicho proceso autor regresivo en términos de la serie de errores aleatorios exclusivamente, es:

$$\bar{Z}_t = (1 - \phi B)^{-1} a_t = a_t + \phi a_{t-1} + \phi^2 a_{t-2} + \dots$$

En donde se observa que, si $|\phi| < 1$

$$E(\bar{Z}_t) = E(a_t) + \phi E(a_{t-1}) + \phi^2 E(a_{t-2}) \dots = 0 \quad Y \quad \gamma_0 = Var \gamma(\bar{Z}_t) = \sigma_a^2 (1 - \phi^2 + \phi^4 + \dots)$$

De tal forma que tanto la media como la varianza de la serie son constantes y demás se obtiene

$$\gamma_0 = \sigma_a^2 (1 - \phi^2)$$

Asimismo, el auto-covarianzas se obtiene con $\phi_i = -\phi^i, i = 1, 2, \dots$, es decir

$$\begin{aligned} \gamma_K &= \sigma_a^2 \left(\sum_{i=1}^{\infty} \phi^i \phi^{K+i} + \phi^K \right) \\ &= \sigma_a^2 \phi^K \sum_{i=1}^{\infty} \phi^{2i}, \quad K = 1, 2, \dots \end{aligned}$$

Por lo cual ya que supone $|\phi| < 1$,

$$\gamma_K = \sigma_a^2 \div \phi^K (1 - \phi^2) = \phi_{K-1} \quad K = 1, 2, \dots$$

Y debido a que $\gamma_k = \gamma - k^1$ se obtiene la formula general

$$\gamma_k = \sigma_a^2 \phi^{|k|} / (1 - \phi^2) \quad K = 0 \pm 1 \pm 2, \dots$$

De donde se sigue que las autorrelaciones deben ser de la forma

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \phi^{|k|} \quad , \quad K = 0 \pm 1, \pm 2, \dots$$

Lo cual indica que, conforme $K > 0$ crece, la función de autocorrelacion (FAC) tiende a cero, con decaimiento del tipo exponencial cuando $0 < \phi < 1$ y con signo alternados cuando

$-1 < \phi < 0$. Esto mismo puede observarse al expresar la FAC mediante la ecuación en diferencia de primer orden

$$(1 - \phi B)\rho_k = 0 \quad , \quad K = 1, 2 \dots$$

Sujeta a la condición inicial $\rho_0 = 1$, la condición de estacionaridad del proceso AR (1). $|\phi| < 1$

En términos de las autocorrelaciones, se convierte en

$$|\rho_1| < 1$$

2.11. Modelo AR (2)

El siguiente esquema autorregresivo a considerar será el autor regresivo de segundo orden. Esto se pasa a estudiar ahora el proceso AR (2) definido mediante.

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2) \bar{Z}_t = a_t$$

Que fue introducido por Yule (1927). Para que sea estacionario, debe cumplirse que las raíces de

$$1 - \phi_1 x - \phi_2 x^2 = 0$$

Se encuentren fuera del círculo unitario.

El teorema de Schur proporciona una manera para encontrar las condiciones de estacionaridad y la estacionaridad de un proceso estocástico por tanto, para encontrar las condiciones de estacionaridad, a causa de la equivalencia entre equilibrio de un proceso determinista y la estacionaridad de un proceso estadístico; por tanto, para que un proceso AR (2) sea estacionario se debe cumplir

$$D_1 = \begin{vmatrix} -1 & \phi_2 \\ \phi_2 & -1 \end{vmatrix} > 0 \quad \text{y} \quad D_2 = \begin{vmatrix} -1 & 0 & \phi_2 & \phi_1 \\ \phi_1 & -1 & 0 & \phi_2 \\ \phi_2 & 0 & -1 & \phi_1 \end{vmatrix} > 0$$

Las condiciones son equivalentes a requerir que

$$|\phi_2| < 1 \quad \phi_2 + \phi_1 < 1 \quad \text{y} \quad \phi_2 - \phi_1 < 1$$

Si el proceso AR (2) en estudio resulta ser estacionario, lo único que hace falta para describirlo completamente es obtener su función de autocovarianza, lo cual se logra como sigue,

Si $E(Z_t) = \mu$, entonces $E(\bar{Z}_t) = E(Z_t - \mu) = 0$ y se tiene.

$$E(\bar{Z}_t \bar{Z}_{t+k}) = \phi_1 E(\bar{Z}_t \bar{Z}_{t+k-1}) + \phi_2 E(\bar{Z}_t \bar{Z}_{t+k-2}) + E(\bar{Z}_t a_{t+k})$$

De tal forma que

$$\gamma_k = \begin{cases} \phi_1 \gamma_1 + \phi_2 \gamma_2 + \sigma_a^2 & \text{si } k = 0 \\ \phi_1 \gamma_{k-1} + \phi_2 \gamma_{k-2} & \text{si } k > 0 \end{cases}$$

De aquí si $\gamma_0 < \infty$ se pueden dividir las autocovarianzas γ_1 y γ_2 entre γ_0 para obtener las ecuaciones de Yule – Walker (llamadas así en honor de Yule 1927 y Walker 1931)

$$\rho_1 = \phi_1 + \phi_2 \rho_1$$

$$\rho_2 = \phi_1 \rho_1 + \phi_2$$

Que permiten obtener los valores de ρ_1 y ρ_2 en función de los parámetros autorregresivos ϕ_1 y ϕ_2 .

2.12. Modelos de Promedios Móviles (MA)

Los modelos de promedios móviles fueron introducidos por Yule y Stutzky, la idea básica de estos modelos se basa en representar un proceso estocástico $\{Z_t\}$, cuyos valores pueden ser dependientes unos de otros como una familia ponderada de choques aleatorios independientes $\{a_t\}$, o sea

$$\bar{z}_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) a_t = \theta(B) a_t$$

Donde μ es el nivel medio constante del proceso Z_t

$$\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \theta_3 B^3 - \dots - \theta_q B^q)$$

Polinomio de retraso $\theta_i = \text{parametros}$ $i = 1, 2, \dots, q$

Entonces $\bar{z}_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) a_t$

Con $\bar{z}_t = Z_t - \mu$

2.13. Modelo MA (1)

El proceso de promedios móviles de orden uno es el más simple, dicho proceso MA (1) se expresa mediante

$$\bar{Z}_t = (1 - \theta B) a_t \quad \text{Donde} \quad \bar{Z}_t = Z_t - \mu$$

$$\bar{Z}_t = a_t - \theta a_{t-1} \quad \theta = \text{parametro}$$

El siguiente teorema será de gran utilidad para poder identificar a un modelo MA (1).

$$E(\bar{Z}) = 0 \quad y \quad \gamma_o = E(\bar{Z}_t) = \sigma_a^2 (1 + \theta^2)$$

Además las autocovarianza viene dadas por:

$$\gamma_k = E[(a_t - \theta a_{t-1}) (a_{t-k} - \theta a_{t-k-1})] = \begin{cases} -\theta \sigma_a^2 & \text{si } k = 1 \\ 0 & \text{si } K \geq 2 \end{cases}$$

En donde se sigue que la Función de Autocovarianza es

$$\rho_k = \begin{cases} \frac{-\theta}{1 + \theta^2} & \text{si } k = 1 \\ 0 & \text{si } k \geq 2 \end{cases}$$

Donde $Y_k = Y - k$

$$\rho_k = \rho - k$$

2.14. Modelo MA (2)

El siguiente proceso a considerar será el de promedios móviles de orden dos, denotado por MA (2) y cuyo modelo es.

$$\bar{Z}_t = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2)a_t \quad \text{Donde } \bar{Z}_t = Z_t - \mu$$

$$\bar{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2}$$

Con θ_1 y θ_2 parámetros desconocidos.

En un modelo de medias móviles de orden dos de la forma:

$$\bar{Z}_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} \quad \text{Con } \bar{Z}_t = Z_t - \mu$$

Dicho proceso tiene como media y varianza

$$E(\bar{Z}_t) = (E(Z_t) - \mu) = 0 \quad \text{y} \quad \gamma_0 = (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2)\sigma_a^2$$

Su función de autocovarianza y función de autocorrelación son:

$$Y_k = \begin{cases} (-\theta_1 + \theta_1 \theta_2) \sigma_0^2 & \text{si } K = 1 \\ (-\theta_2) \sigma_0^2 & \text{si } K = 2 \\ 0 & \text{si } K \geq 3 \end{cases}$$

$$Y_k = Y_{-k}$$

$$\rho_k = \begin{cases} \frac{-\theta_1(1 - \theta_2)}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2} & \text{si } K = 1 \\ \frac{-\theta_2}{1 + \theta_1^2 + \theta_2^2} & \text{si } K = 2 \\ 0 & \text{si } K \geq 3 \end{cases}$$

$$\rho_k = \rho - k$$

2.15 Modelos ARMA

Una generalización de los modelos AR y MA previamente descritos, consiste en combinar ambas clases de modelos para obtener lo que se conoce como modelos *autorregresivos y de promedio móviles* (ARMA), los cuales fueron estudiados por Word (1938) y Barlett (1964) El proceso ARMA (p,q) se representa con:

$$(1 - \phi B)\bar{Z}_t = (1 - \theta) a_t$$

Con

$$\bar{Z}_t = Z_t - \mu$$

Donde $\phi(B)$ y $\theta(B)$ son polinomios de retraso de orden p y q respectivamente a_t es un proceso de ruido blanco y μ es el nivel del proceso Z_t .

Si el proceso \bar{Z} resulta ser estacionario e invertible si :

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

Se encuentra fuera del círculo unitario.

El proceso \bar{Z} es estacionario si las raíces de la ecuación característica.

$$\theta(X) = 1 - \theta_1 X - \theta_2 X^2 - \dots - \theta_q X^q$$

Se encuentra cerca del círculo unitario .

La importancia del proceso ARMA reside en el hecho , de que una serie de tiempo estacionaria puede ser a menudo descrita por un modelo ARMA que contenga menos parámetros que un proceso MA o AR por si solo.

2.17 Modelos ARIMA

Los modelos ARIMA fueron popularizados en los años 70 por George Box y Gwilym Jenkins, y sus nombres se utilizan, frecuentemente, como sinónimos de la metodología ARIMA aplicada al análisis y predicción de series. Esta familia de modelos ha sido utilizada ampliamente a partir de los años 80, debido a los avances de recursos de cálculo y optimización.

El acrónimo ARIMA significa modelo autorregresivo integrado de media móvil (AutoRegresive Integrated Moving Average). Cada una de las tres partes del acrónimo se le denomina componente y modela un comportamiento distinto de la serie.

Los modelos ARIMA se construyen a partir de los modelos ARMA, pero considerando que la serie en estudio para que sea estacionaria en media tendrá que diferenciarse una serie de veces.

Un modelo ARIMA (p, d, q) es un modelo ARMA (p, q) sobre la serie diferenciada d veces. Es decir, su expresión algebraica, será:

$$W_t = \nabla^d X_t = (1 - B)^d X_t$$

para toda t.

Para esta nueva serie podría ya ser posible obtener un modelo ARMA:

$$\phi_p(B)W_t = \theta_q(B)\epsilon_t ,$$

lo cual es equivalente al modelo ARIMA

$$\phi_p(B)\nabla^d X_t = \theta_q(B)\epsilon_t$$

en donde $d \geq 1$, para $\{W_t; t \in T\}$, en donde $\{\epsilon_t; t \in T\}$ es un proceso ruido blanco. El término integrado se refiere a que W_t , se obtiene de la relación por inversión del operador ∇_t , dando como resultado una suma infinita (o una integración) de términos W_t tenemos.

$$W_t - \phi_1 W_{t-1} - \dots - \phi_p W_{t-p} = \epsilon_t - \theta_1 \epsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \epsilon_{t-q}$$

El orden del polinomio de retraso $\phi_p(B)$, del exponente en el operador diferencia y el orden del polinomio de retraso $\theta_q(B)$, se acostumbra mencionarlo en esa secuencia, de manera que el modelo ARIMA (p, d, q) indica que consta de un polinomio autorregresivo de orden p, de una diferencia de orden d y de un polinomio de promedios móviles de orden q.

2.17.1 Estacionariedad.

Otra condición de gran importancia para lograr un buen modelo ARIMA es que la serie sea estacionaria. Asumir que una serie sea estacionaria nos permite desarrollar un marco de trabajo bastante simple y usar herramientas estadísticas de muestreo de gran potencia. Así, si la media de un proceso es constante, podremos usar N observaciones para estimarla, mientras que sería mucho más complicado si la media no fuese estacionaria. Si una serie no es estacionaria podemos modificar dicha serie para convertirla en estacionaria.

2.17.2 Autocorrelación

Para detectar la presencia de autocorrelación se pueden utilizar métodos gráficos y contrastes de hipótesis. A través de los contrastes gráficos se intuirá si existe autocorrelación cuando existan comportamientos sistemáticos para los residuos.

Los contrastes de hipótesis, por su parte, permiten, a través de una regla de decisión, considerar si con los datos de la muestra y con un nivel de significación (α) concreto se debe o no rechazar la hipótesis nula.

Todos los contrastes numéricos de autocorrelación se plantean con idénticas hipótesis; así, podemos señalar que la forma general del contraste es:

H_0 : No existe autocorrelación

H_1 : Existe autocorrelación

Esto es, en la hipótesis nula se considera que el término de perturbación correspondiente a una observación es independiente del correspondiente a cualquier otra observación. En la hipótesis alternativa se señala que el término

de error de un modelo está autocorrelacionado a través del tiempo. Esta hipótesis alternativa, al considerar la existencia de un patrón de comportamiento para los residuos, se puede especificar con procesos autorregresivos $AR(p)$, de medias móviles $MA(q)$ o mixtos $ARMA(p,q)$ dependiendo del contraste que se vaya a utilizar.

Se presentan a continuación distintos contrastes que permiten detectar si las perturbaciones están o no autocorrelacionadas y, en caso de estarlo, bajo la esquema de Durbin – Watson.

2.17.3 Contraste d de Durbin-Watson (1951)

El contraste desarrollado por Durbin y Watson es la prueba más frecuentemente empleada para detectar la presencia de autocorrelación en los modelos de regresión. Este contraste permite verificar la hipótesis de no autocorrelación frente a la alternativa de autocorrelación de primer orden bajo un esquema autorregresivo.

$$AR(1): u_t = r u_{t-1} + e_t$$

Analíticamente el contraste se especifica del siguiente modo:

Formulación de las hipótesis:

$$H_0: r = 0 \quad \text{No existe autocorrelación } AR(1)$$

$$H_1: 0 < r < 1 \quad \text{Existe autocorrelacion } AR(1)$$

La forma concreta de la hipótesis alternativa establece unas cotas para el coeficiente de correlación; éstas son necesarias para garantizar algunas

características del modelo, en concreto que la varianza es finita y se trata por tanto de un proceso no explosivo.

Estadístico de prueba:
$$d = \frac{\sum_{t=2}^n (e_t - e_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^n e_t^2}$$

A partir de este estadístico se puede interpretar que:

- Si hay autocorrelación positiva las diferencias entre residuos que distan un periodo es muy pequeña por lo que el valor del estadístico d será próximo a cero.
- Si hay autocorrelación negativa los residuos serán prácticamente iguales pero de signo contrario, su diferencia será por tanto grande y el estadístico será más próximo al límite superior que, como se verá, se establece en cuatro.
- Si no hay autocorrelación, la relación entre los residuos será intermedia y por tanto, el valor del estadístico experimental también alcanzará un valor intermedio.

Para establecer los límites de variación del estadístico d la fórmula anterior se puede desarrollar obteniéndose una expresión en función del coeficiente de autocorrelación muestral de primer orden para los residuos \hat{r}

Dado que el coeficiente de correlación empírico de primer orden se calcula

$$\hat{r} = \frac{\sum_{t=2}^n e_t e_{t-1}}{\sum_{t=1}^n e_t^2}$$

Entonces el estadístico experimental se puede expresar

$$d \approx 2(1 - \hat{r})$$

Teniendo en cuenta los límites de variación del coeficiente de correlación empírico,

$-1 \leq \hat{r} \leq 1$, se puede deducir el rango de variación del estadístico de Durbin-Watson

Y el signo de la autocorrelación,

$\hat{r} = -1 \rightarrow d \approx 4$ Se considera que existe autocorrelación negativa

$\hat{r} = 0 \rightarrow d \approx 2$ Indica ausencia de autocorrelación

$\hat{r} = 1 \rightarrow d \approx 0$ Se puede admitir que existe autocorrelación positiva

Así, se aprecia que el estadístico experimental tomará valores entre 0 y 4 de tal modo que cuánto más próximo a cero, a cuatro sea el valor del estadístico d mayor es la evidencia de autocorrelación positiva o (negativa). Si el valor del estadístico experimental d es dos, entonces la correlación muestral será nula y por tanto no se detectará un problema de autocorrelación entre las perturbaciones.

En este sentido es necesario precisar que la distribución teórica de este estadístico no es sencilla y depende de los valores concretos de la matriz de regresores; por tanto, no existe un valor crítico único que permita establecer una regla de decisión. Para solucionar esta dificultad Durbin y Watson hallaron

un límite superior (LS) e inferior (LI) que permiten tomar decisiones acerca de la presencia o ausencia de autocorrelación.³

2.18 Pronostico con Modelos Arima

Uno de los fines mas frecuentes al construir un modelo para una serie de tiempo dada es el del pronostico y ademas la construccion de modelos viene a ser el uso del modelo, esta intimamente ligada con el pronostico (recuerdese que para calcular los residuos se obtienen primero los valores estimados por el modelo, que no son otra cosa mas que los valores pronosticados de la variable en el tiempo t , con base en las observaciones hasta el tiempo $t - 1$, es decir, son los pronosticos de un periodo hacia adelante.

2.19 Pronósticos óptimos de series de tiempo

En la teroria de pronósticos se presenta exclusivamente para el caso de series no estacionales, esto se debe a que una exposición que cubra el caso general del modelo multiplicativo para series estacionales, complica demasiado la notacion y no aporta mayor contribución. Sin embargo los resultados obtenidos para series no estacionales son aplicables de manera practicamente directa al caso de serie estacionales aunque fue presentado como una generalizacion de los modelos ARIMA.

³ J. Durbin y G.S. Watson "Testing for Serial Correlation in Least-Squares Regression" Biometrika, Vol. 38, 1951, pp. 159-171.

2.19.1 Pronóstico de series no estacionarias

Con el material expuesto previamente, ya sería factible obtener pronósticos para series estacionarias, pero debe recordarse que en la práctica la mayoría de las series que se observan son no estacionarias y en consecuencia se requiere de una generalización.

Dicha generalización se obtiene de manera inmediata si se supone que la no estacionariedad de la serie original $\{Z_t\}$ se cancela aproximadamente al determinar alguna transformación $T(Z_t)$ y aplicarle un número apropiado de diferencias, o sea, al considerar a $W_t = \nabla^d T(Z_t)$.

$$E_t(W_{t+h}) = E_t[T(Z_{t+h})] - E_t[T(Z_{t+h-1})]$$

Así que $\hat{T}(Z_t)(h) = E_t[T(Z_{t+h})]$ viene dado por

$$\hat{T}(Z_t)(h) = \begin{cases} T(Z_t) + \hat{W}(1) & \text{si } h = 1 \\ \hat{T}(Z_t)(h-1) + \hat{W}_t(h) & \text{si } h \geq 2 \end{cases}$$

En caso de que el grado de diferencia sea mayor de $d=1$. Los cambios requeridos podrían reducirse fácilmente.

Una manera más clara y directa para obtener los pronósticos $\hat{T}(Z_t)(h)$ surge del hecho mismo de que el pronóstico óptimo de $T(Z_{t+h})$ sea su esperanza condicional al tiempo t : es decir, el modelo para $T(Z_t)$ puede escribirse como:

$$\varphi(B)T(Z_t) = \theta(B)a_t, \quad \text{con } \varphi(B) = \nabla^d \phi(B)$$

Entonces.

$$\begin{aligned}
\hat{T}(Z_t)(h) &= E[T(Z_{t+h})] \\
&= (E_t[\varphi_1 T(Z_{t+h-1}) + \dots + \varphi_{p+d} T(Z_{t+h-p-d}) + a_{t+h} - \theta_1 a_{t+h-1} - \dots \\
&\quad - \theta_q a_{t+h-p-d}]) \\
&= (\varphi_1 E_t[T(Z_{t+h-1})] + \dots + \varphi_{p+d} E_t[T(Z_{t+h-p-d})]) + E_t(a_{t+h}) \\
&\quad - \theta_1 E_t[a_{t+h-1}] - \dots - \theta_q E_t[a_{t+h-p-d}]
\end{aligned}$$

Donde.

$$E_t[T(Z_{t+h-j})] = \begin{cases} T(Z_{t+h-j}) & \text{si } j \geq h \\ \hat{T}(Z_t)(h-j) & \text{si } j < h \end{cases}$$

2.20 METODO DE SUAVIZACIÓN EXPONENCIAL

La suavización exponencial es un método que muestra su mayor eficacia cuando los componentes (tendencia y variación estacional) de las series temporales manifiestan cambios en el tiempo. Es un método que no pondera de igual manera los valores observados de las series temporales.

Las observaciones más recientes tienen un mayor peso que las observaciones más remotas. La ponderación desigual se consigue usando una o más constantes de suavización, lo cual determina cuanto peso se le da a cada observación.

En el método de la suavización exponencial simple se supone que la serie temporal no tiene tendencia, pero el nivel o media de la serie temporal puede modificarse con el tiempo. Los indicios de error se usan para indicar cuando un sistema de pronóstico no está dando predicciones exactas. El método de Holt de suavización exponencial es un método para pronosticar una serie temporal que tiene localmente una tendencia, pero una tasa de crecimiento (pendiente) que cambia con el tiempo

2.21 MÉTODO DE SUAVIZACIÓN EXPONENCIAL PARA HOLT WINTERS

Los medios de suavización exponencial han sido utilizados con éxito a través de los años en muchos problemas de pronóstico, fueron sugeridos en 1957 por C.C: Holt para su aplicación en series de tiempo sin tendencia estacionalidad. Posteriormente el mismo ofreció un procedimiento que manejara tendencia. Después Winters en 1965 generalizo el método para incluir estacionalidad, de ahí el nombre de “Método de Holt Winters”

El método de la suavización exponencial simple se usa para pronosticar una serie temporal cuando no hay tendencia o patrón estacional pero la media (o nivel) de la serie temporal y_t cambia lentamente con el tiempo. En lugar de dar pesos iguales a cada observación, el método de suavización exponencial simple, dará a la observación más reciente, el mayor peso. Las observaciones más antiguas reciben pesos sucesivamente más pequeños. El procedimiento permite a quien elabora el pronóstico, actualizar la estimación del nivel de la serie temporal de modo que los cambios en el nivel se puedan detectar e incorporar en el sistema de pronósticos.

1. Suponga que la serie temporal tiene un nivel (o media) que tiene la posibilidad de cambiar lentamente con el tiempo, pero no tiene tendencia ni patrón estacional. Entonces, la estimación ℓ_T del nivel (o media) de la serie temporal en el periodo T está dada por la ecuación de suavización $\ell_T = \alpha y_T + (1 - \alpha) \ell_{T-1}$ donde α es una constante de suavización entre 0 y 1, y ℓ_{T-1} es una estimación del nivel (o media) de la serie temporal en el periodo $T - 1$.

2. Un pronóstico puntual efectuado en el periodo T para y_{T+r} es $\hat{y}_{T+r}(T) = \ell_t (\tau \in N)$.

2.21.1 Indicadores de Error

La primera señal que indica que algo anda mal es la llamada señal de la suma acumulada simple. Es un cociente que compara la suma acumulativa de errores con la desviación absoluta de la media suavizada.

Suponga que se tiene una historia de errores de pronóstico de un solo periodo más adelante T

$T, e_1(\alpha), e_2(\alpha), \dots, e_t(\alpha), (\alpha)$, denota el valor particular de α empleado para obtener los errores de pronóstico de un solo periodo a futuro.

Definimos la suma (Y) de los errores de pronóstico:

$$Y(\alpha, T) = \sum_{t=1}^T e_t(\alpha),$$

Luego $Y(\alpha, T - 1) = \sum_{t=1}^{T-1} e_t(\alpha)$

Por lo tanto $Y(\alpha, T) = Y(\alpha, T - 1) + e_T(\alpha)$

y la desviación absoluta de la media suavizada (DAMS), se define como:

$$DAMS(\alpha, T) = \alpha |e_T(\alpha)| + (1-\alpha) DAMS(\alpha, T - 1).$$

Luego, el indicio de error de la suma acumulada simple $C(\alpha, T)$ se define como:

$$C(\alpha, T) = \left| \frac{Y(\alpha, T)}{DAMS(\alpha, T)} \right|.$$

Si $C(\alpha, T)$ es grande quiere decir el sistema de pronóstico está generando errores consecuentemente positivo, o consecuentemente negativos.

Otro indicio de error que es muy usado en la práctica, es el indicio de error suavizado.

Se define el error suavizado (E) de los errores de pronóstico de un solo periodo posterior como:

$$E(\alpha, T) = e_t(\alpha) + \alpha E(\alpha, T - 1)$$

Luego el indicio de error suavizado se define como:

$$S(\alpha, T) = \left| \frac{E(\alpha, T)}{DAMS(\alpha, T)} \right|$$

2.21.2 Suavizamiento exponencial simple (Holt)

Se aplica cuando solo si se tiene un comportamiento de la serie de tiempo sin tendencia o estacionalidad.

Suaviza los datos por medio de la fórmula de pronóstico de ARIMA. Este modelo trabaja mejor sin uno de los componentes de tendencia o estacionalidad, El componente simple dinámico en un modelo de promedio móvil es el nivel.

Tiene una amplitud de pronosticar corta siguiendo una línea paralela

2.21.3 Método de Winters

Se aplica cuando en la serie de tiempo se presentan los patrones de tendencia y estacionalidad.

Suaviza los datos por el método exponencial de Holt-Winters. Se recomienda este método cuando se tiene presentes los componentes de tendencia y estacionalidad ya sea en forma aditiva o multiplicativa.

El efecto multiplicativo se presenta cuando el patrón estacional en los datos depende del tamaño de los datos o sea cuando la magnitud del patrón estacional se incrementa conforme los valores aumentan y dice cuando los valores de los datos disminuyen.

El efecto aditivo es mejor cuando el patrón estacional en los datos no depende de valor de los datos o sea que el patrón estacional no cambia la serie incrementa o disminuye de valor.

La ponderación seleccionada par nivel, tendencia y estacionalidad se quiere hacer una correspondencia con el modelo ARIMA u otros valores entre 0 y 1 para reducir los errores de estimación.

2.21.4. Selección del modelo para hacer los pronósticos

Se usa para pronosticar cuando hay un componente de estacionalidad en la serie de tiempo o si se quiere analizar la naturaleza de los componentes. Se separa la serie de tiempo en componentes de tendencia lineal y estacionalidad así como el error.

Se puede usar componentes de estacionalidad en modo aditivo o multiplicativo con la tendencia.

2.21.5 Aditivo o Multiplicativo

Algunos de los métodos que presentaremos a continuación se basan en que la serie observada es una combinación de varias componentes: la tendencia, las variaciones estacionales y las variaciones residuales.

- **Aditivo:** las componentes se suman y se tiene una expresión de la forma

$$y_t = T_t + S_t + \epsilon_t$$

Donde y_t es el valor de la serie original y T_t, S_t y ϵ_t son, respectivamente, la componente tendencial, la estacional y la residual en el instante t .

- **Multiplicativo:** las componentes se multiplican dando lugar a la fórmula.

$$y_t = T_t \times S_t \times \epsilon_t$$

donde se ha utilizado la misma notación que antes.

La versión aditiva asume que los efectos estacionales son constantes y no dependen del nivel medio de la serie. Por el contrario, la versión multiplicativa supone que las componentes estacionales varían en función del nivel medio local desestacionalizado. Dicho de otro modo, las fluctuaciones estacionales crecen (o decrecen) proporcionalmente con el crecimiento (o decrecimiento) del nivel medio de la serie.

Por lo tanto, la ecuación usada para hacer el pronóstico es la fórmula de ponderación será la propuesta por Holt- Winters, pero multiplicada por el factor de estacionalidad, lo que originaría la siguiente ecuación de proyección.

$$P_{t+m} = (S_t + b_t m) I_{t+L+m}$$

Donde:

P_{t+m} = Pronostico para el periodo $(t + m)$

S_t = Valor del elemento constante en el periodo t

b_t = Valor de la tendencia en el periodo t

I_{t-L+m} = Valor del factor estacional en el periodo $(t - L + m)$,

osea L periodos atras del periodo para el que se desea el pronostico

L = Numero de estaciones o periodos en un año

m = Numero de periodos en el futuro en que se requieren los pronosticos

El procedimiento para obtener el pronóstico y hacer las correcciones a cada uno de los elementos que integran la serie de tiempo, se describe a continuación.

2.21.6 Método multiplicativo de Holt-Winters.

Suponga que la serie de tiempo y_1, y_2, y_n manifiestan tendencia lineal local, y sigue un patrón con variación estacional creciente (multiplicativa), y que el nivel, la tasa de crecimiento y el patrón estacional podrían estar cambiando. Entonces las ecuaciones de suavización que se dan enseguida, proporcionan la estimación S_T del nivel, la estimación b_T de tasa de crecimiento, y la estimación I_T del factor estacional de la serie de tiempo en el periodo T :

$$S_t = \alpha \left(\frac{y_t}{I_{t-L}} \right) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = (\beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1})$$

$$b_t = (\beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1})$$

$$I_t = \Gamma \left(\frac{X_t}{S_t} \right) + (1 - \Gamma)I_{t-L}$$

Donde α, γ, β , son constantes de suavización entre 0 y 1, S_{t-1} y b_{t-1} son estimaciones en el tiempo $T - 1$ para el nivel y la tasa de crecimiento, y $S_t - S_{t-1}$ es la estimación en el periodo

$T - L$ del factor estacional.

2.21.7 Suavización por Holt-Winters multiplicativo tendencia y estacionalidad

Dicho método es apropiado para series con tendencia y componente estacional multiplicativo.

Al calcular tres parámetros, las ecuaciones de suavizamiento son:

Suavizamiento de los datos

$$S_t = \alpha \left(\frac{X_t}{I_{t-L}} \right) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1})$$

El suavizamiento de tendencia se actualiza con la siguiente ecuación

$$b_t = (\beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1})$$

Para actualizar el suavizamiento del factor estacional

$$I_t = \Gamma \left(\frac{X_t}{S_t} \right) + (1 - \Gamma)I_{t-L}$$

El pronóstico se calcula de la siguiente manera

$$P_{t+m} = (S_t + b_t m) I_{t-L+m}$$

Que corresponde a un método con tendencia aditiva y estacional multiplicativo, el caso más común en la práctica. Para encontrar el pronóstico de la variable en algún periodo de tiempo en el futuro.

CAPITULO 3

MARCO PRÁCTICO

A continuación se describen de manera general los puntos importantes del trabajo, es necesario un conocimiento mínimo sobre el desarrollo de la PROCESO DE AUTOEVALUACION de la CARRERA DE AGRONOMIA ,el desarrollo de este trabajo se cuenta con una base que contiene información de datos estadísticos descriptivos de la Carrera de Ingeniería Agronómica Instrumentos de Autoevaluación para la Acreditación.

Las siguientes variables y tablas son las que se usaron en la Segunda y Tercera Acreditación de la Carrera de Agronomía:

- Número de Inscripciones y Aprobaciones de Cursos Regulares Gestión 2003 al 2008 (Segunda Acreditación).
- Número de Inscripciones y Aprobaciones de Cursos Regulares Gestión 2011 al 2016 (Tercera Acreditación).
- Evolución estudiantil Según Sexo, Cursos Regulares años 2004 al 2008 (Segunda Acreditación).
- Evolución estudiantil Según Sexo, Cursos de Temporada años 2004 al 2008 (Segunda Acreditación).
- Periodo de Evolución estudiantil Según Sexo, Cursos Regulares años 2011 al 2016 (Tercera Acreditación).
- Evolución estudiantil Según Sexo, Cursos de Temporada años 2011 al 2016 (Tercera Acreditación).
- Tasa del Aprovechamiento Estudiantil años 2003 al 2017 (Cursos Regulares y de Temporada)

Esta información fue obtenida en el del departamento de Acreditación y Autoevaluación de la Carrera de Ingeniería Agronómica.

3. Analisis del Aprovechamiento Estudiantil

En la carrera de Ingeniería Agronómica el desempeño de los estudiantes en relación al número de inscripciones supera el 50% información requerida para la segunda acreditación .En la tabla 1 se puede observar por gestión y por periodo el aprovechamiento en aula y se establece que en los cursos de semestre regulares la tasa de aprobación bien aprovechados corrobora que es más del 50%

TABLA 1. Número de inscripciones y aprobaciones en los cursos Regulares, Gestión 2003 al 2008 (Segunda Acreditación)

GESTIÓN	Nº de Inscripciones	Nº de Aprobaciones
2003/1	5781	3620
2003/2	5820	3923
2004/1	6207	3762
2004/2	6142	3671
2005/1	6247	3927
2005/2	6925	4008
2006/1	6757	3928
2006/2	6491	3816
2007/1	6171	3608
2007/2	6053	3804
2008/1	5592	3660
2008/2	5759	3831

FUENTE: Datos estadísticos de la carrera de Ingeniería Agronómica instrumentos de autoevaluación para la acreditación

Para calcular un indicador que nos muestra cuantos estudiantes aprobaron de cada 100, la tasa de aprobación varía entre 0 y 100 y aumenta a medida que la proporción de alumnos aprobados respecto de las inscripciones se lo calcula con la siguiente formula:

$$\text{Tasa de aprobación} = \left(\frac{A_{AP(g)}}{M_{f(g)}} \right) * 100$$

Donde:

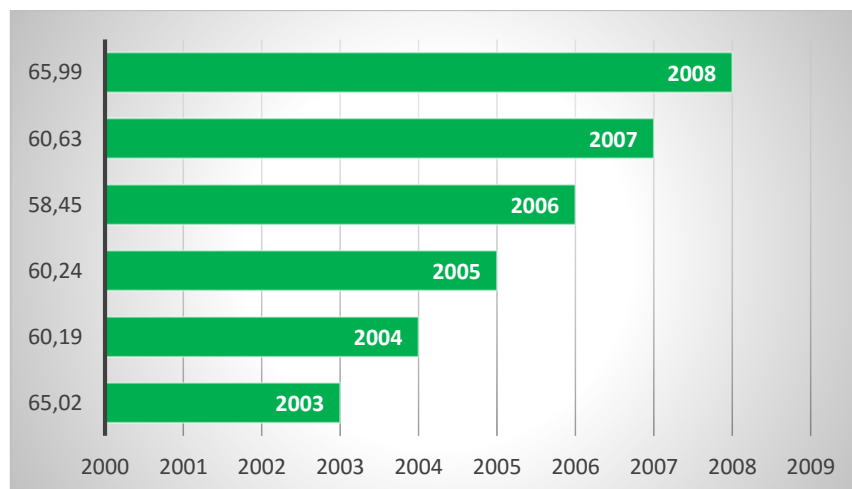
A_{AP} = Alumnos aprobados

M_f = Matricula de Inscripcion al final del ciclo correspondiente

g = gestión

Índice de retención: En el cuadro correspondiente, se muestra un índice de retención mayor en la gestión 2008, cuyo promedio de los quince años, es de 65,75 % y gradualmente conforme avanza el nivel de los semestres, el índice de retención de estudiantes. Disminuye en las gestiones 2005 y 2013 con el 61%, aspecto que se puede considerar como aceptable.

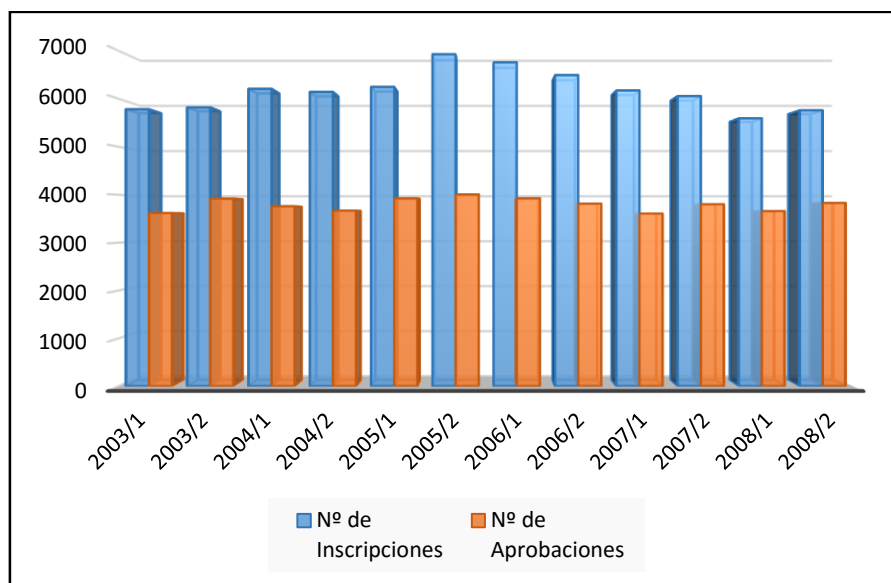
Gráfico 1: Porcentaje de la Tasa de Aprobación



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación para la acreditación.

En la gestión 2003 se tiene una tasa de aprobación del 65,02 %, en la gestión 2004 del 60,19%, en la gestión 2005 del 60,24%, en la gestión 2006 fue del 58,45 %, la gestión 2007 la tasa fue del 60,63 % y en el 2008 la tasa fue del 65,99%, observando que la tasa de aprobación en promedio es 61.76

**Gráfico 2: Curso regulares años 2003 al 2008
(Segunda Acreditación de Agronomía)**



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación para la acreditación.

En el grafico 2. Los cursos regulares de los años 2/2005 ,1/2006, 2/2006 tiene una alta cantidad de inscritos, pero de aprobados es baja, que mantiene la cantidad como en los anteriores años, para el 2/2008 los estudiantes inscritos a un es alta, en consecuencia vemos una mejora de estudiantes aprobados.

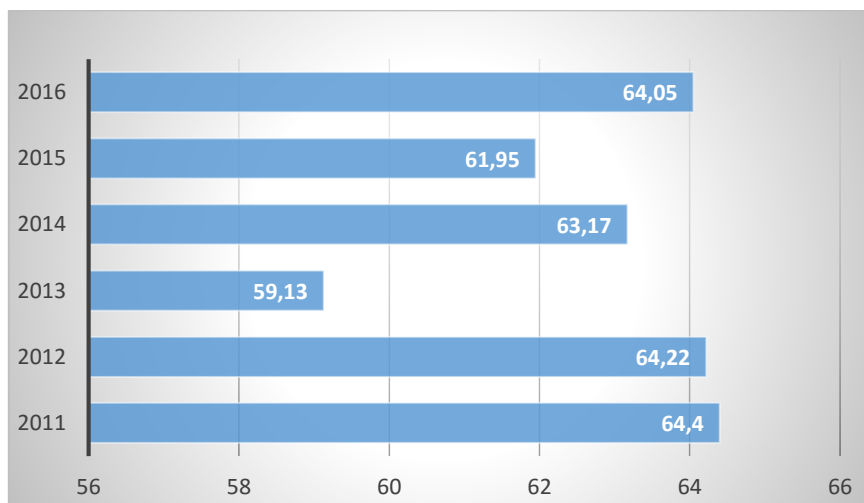
Tabla 2. Cursos Regulares, número de aprobación año 2011 al 2016

GESTION	Nº de	Nº de
	Inscripciones	Aprobaciones
2011/1	5060	3148
2011/2	4779	3188
2012/1	4814	3062
2012/2	4963	3217
2013/1	5009	3011
2013/2	4697	2728
2014/1	4213	2665
2014/2	4030	2542
2015/1	4351	2614
2015/2	4114	2630
2016/1	3931	2442
2016/2	3675	2430

FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación para la acreditación.

La tabla 2. Muestra el aprovechamiento estudiantil de cursos regulares de los años 2009 al 2017, la cantidad de inscritos y la cantidad de aprobaciones.

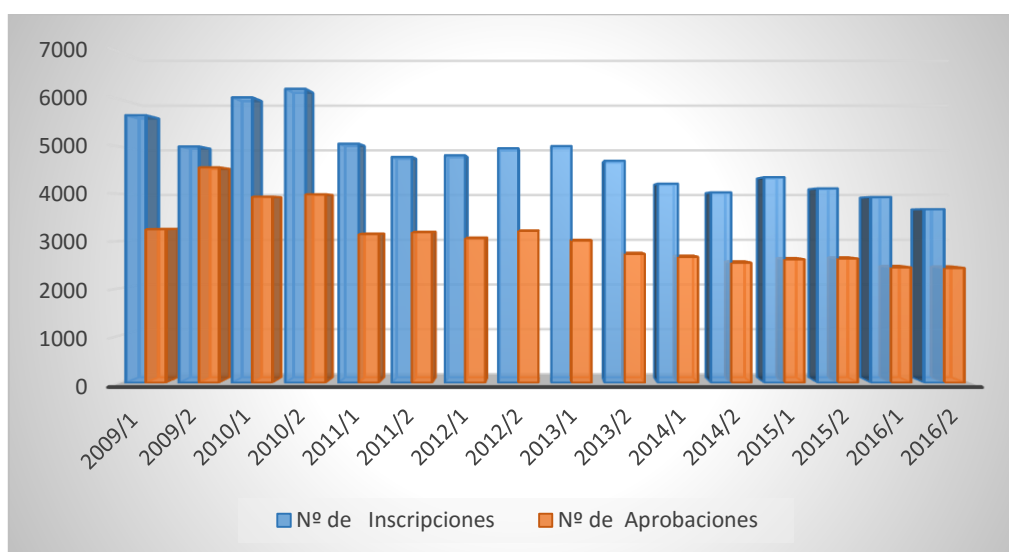
Gráfico 3. Tasa de Aprobacion por Gestion 2011 al 2016



Fuente: Elaboración propia en base de Información y tasa de datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación

En la gestión 2011 se tiene una tasa de aprobación del 64,40 %, en la gestión 2012 del 64,22%, en la gestión 2013 del 59,13%, en la gestión 2014 fue del 63,17 %, la gestión 2015 la tasa fue del 61.95 % y en el 2016 la tasa fue del 65,05%, observando que la tasa de aprobación en promedio es 62,82 %.

**Gráfico 4. Aprovechamiento estudiantil del año 2009 al 2016
(Tercera Acreditación de Agronomía)**



FUENTE: Elaboración base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación

En el grafico 4 .vemos muy claramente el año 2/2009 los estudiantes inscritos su aprovechamiento fue aceptable ya que los estudiantes aprobados tienen un buen índice.

3.1 Tablas y Grafico de sectores de la Carrera de Agronomía, la Segunda Acreditación y Tercera Acreditación gestiones 2004 al 2016

3.1.1 Población estudiantil según sexo

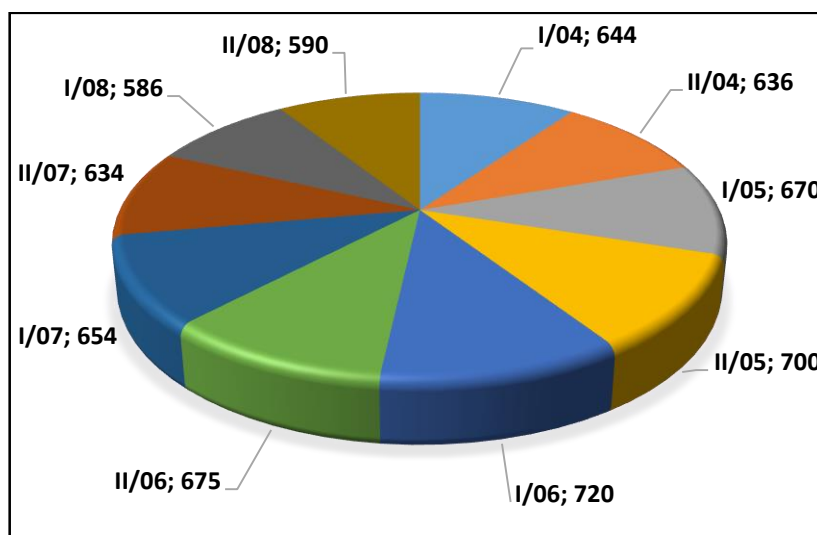
Tabla3. Población estudiantil, según sexo: (semestres) cursos regulares

Sexo	I/04	II/04	I/05	II/05	I/06	II/06	I/07	II/07	I/08	II/08
Mujeres	644	636	670	700	720	675	654	634	586	590
Hombres	606	584	655	710	686	662	626	604	549	564
Total	1250	1220	1325	1410	1406	1337	1280	1238	1135	1154

FUENTE: Datos estadísticos de la carrera de Ingeniería Agronómica instrumentos de autoevaluación para la acreditación.

Los resultados de la tabla 3, muestran la prevalencia femenina en los postulantes a la carrera de Ingeniería Agronómica a lo largo de los once semestres analizados. Solo en el semestre II/2005 existen mayor cantidad de postulantes varones.

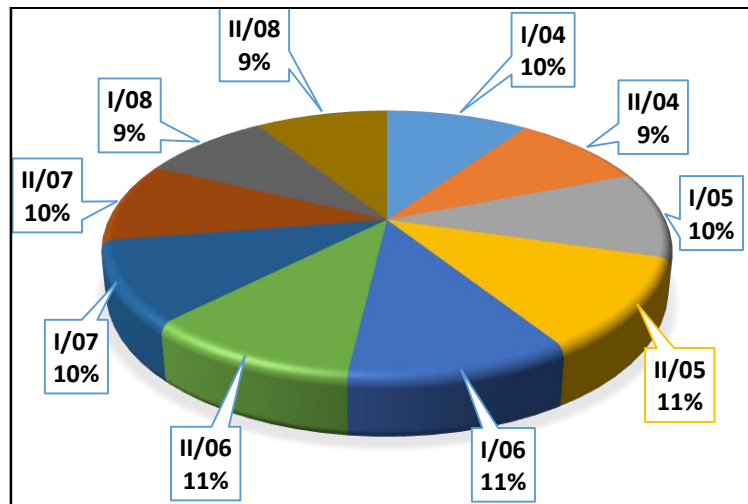
Gráfico 5. Poblacion estudiantil, Mujeres año 2004 al 2008 (Segunda Acreditación)



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación

En la gráfica 6.nos indica el diagrama por sectores con estudiantes mujeres en el año II/2005 obtiene una cantidad alta de estudiantes inscritas, siguiéndole el I/2006 aumentando un 2% de estudiantes inscritas.

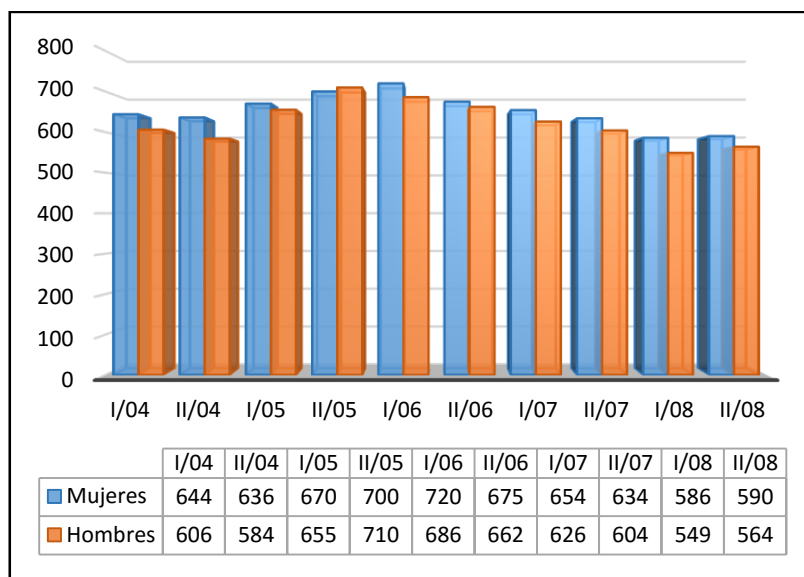
**Gráfico 6. Poblacion estudiantil, Hombres año 2004 al 2008
(Segunda Acreditación)**



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación

En el caso de estudiantes varones, las 2 primeras cantidades más sobresalientes son I/2006 con una cantidad de 689 inscritos y el año II/2005 con una cantidad de 710 estudiantes. Eso son muestra que tenemos una población considerable de estudiantes varones.

**Gráfico 7. Diagrama de Barras-Evaluación estudiantil según sexo
año 2004 al 2008 (Segunda Acreditación)**



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación para la acreditación.

En el Grafico 7. notamos que en lo largo de los semestres, la prevalencia femenina en los postulantes a la carrera de Ingeniería Agronómica es más alta que los varones. Sin embargo notamos que en los semestres del II/2005 la población de hombres es alta.

Tabla 4. Población estudiantil, según sexo: (semestres) cursos de temporadas.

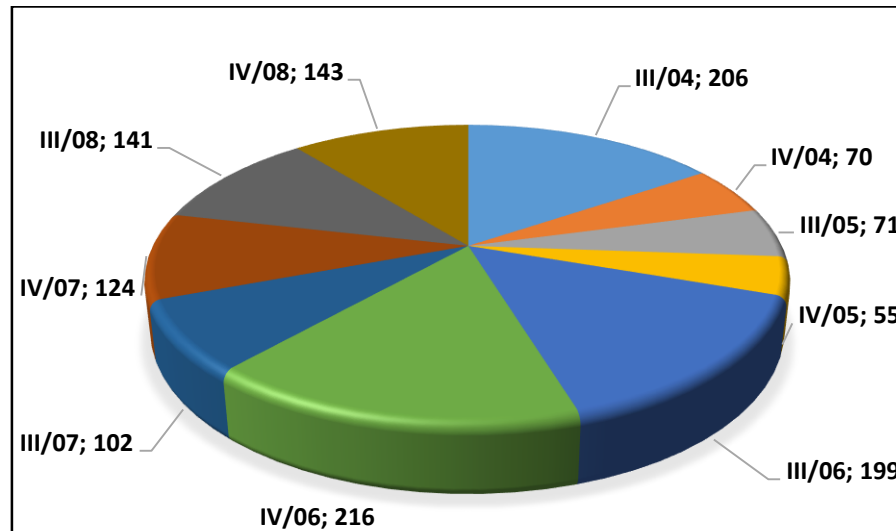
Sexo	III/04	IV/04	III/05	IV/05	III/06	IV/06	III/07	IV/07	III/08	IV/08
Mujeres	239	59	74	82	255	279	141	149	209	154
Hombres	206	70	71	55	199	216	102	124	141	143
Total	445	129	145	137	454	495	243	273	350	297

FUENTE: Datos estadísticos de la carrera de Ingeniería Agronómica instrumentos de autoevaluación para la acreditación.

Los resultados de la tabla 4. Muestran la prevalencia femenina en los postulantes a la carrera de Ingeniería Agronómica a lo largo de los once

semestres analizados. Solo en el semestres IV/2004, existen mayor cantidad de postulantes varones que mujeres.

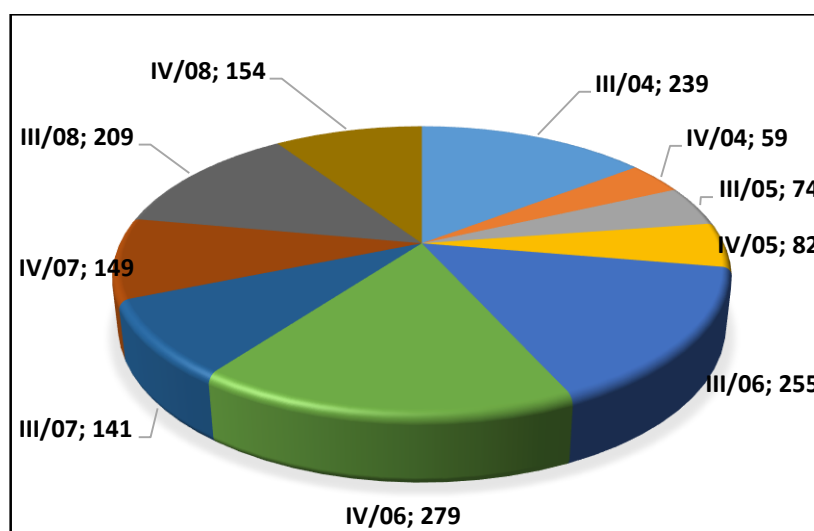
Gráfico 8. Población estudiantil, Hombres (segunda acreditación)



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación

En el Gráfico 8. Los cursos de temporada vemos notablemente que el año II/2006 una cantidad de 199 estudiantes varones fueron inscritos y el IV/2006 tuvo una cantidad de 216 estudiantes varones.

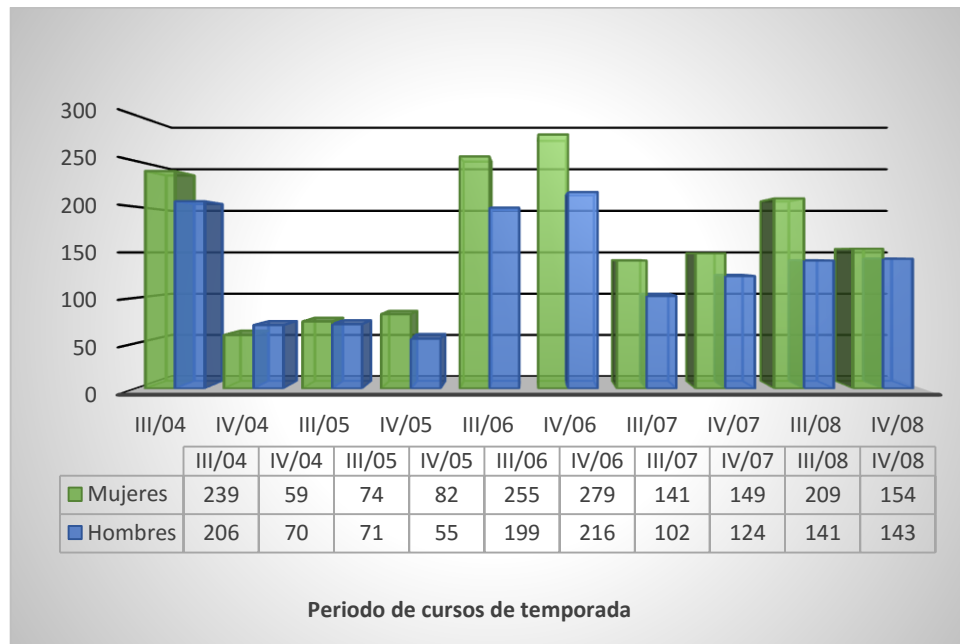
Gráfico 9. Población estudiantil, Mujeres (segunda acreditación)



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

En los cursos de verano la, población de mujeres el incremento se encuentra el semestre IV/2006 tiene una cantidad de 279 estudiantes mujeres y le sigue la gestión III/2006 de una cantidad de 255 estudiantes mujeres.

Gráfico 10. Diagrama de Barras – Poblacion estudiantil según sexo año 2004 a los 2008 cursos de temporada (segunda acreditación)



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación para la acreditación.

En el gráfico 10. Vemos con el diagrama de barras que hay una gran cantidad alta de estudiantes mujeres en II/06 y IV/06 y en el II/04 tiene una pequeña diferencia en la cantidad de estudiantes mujeres a la de varones.

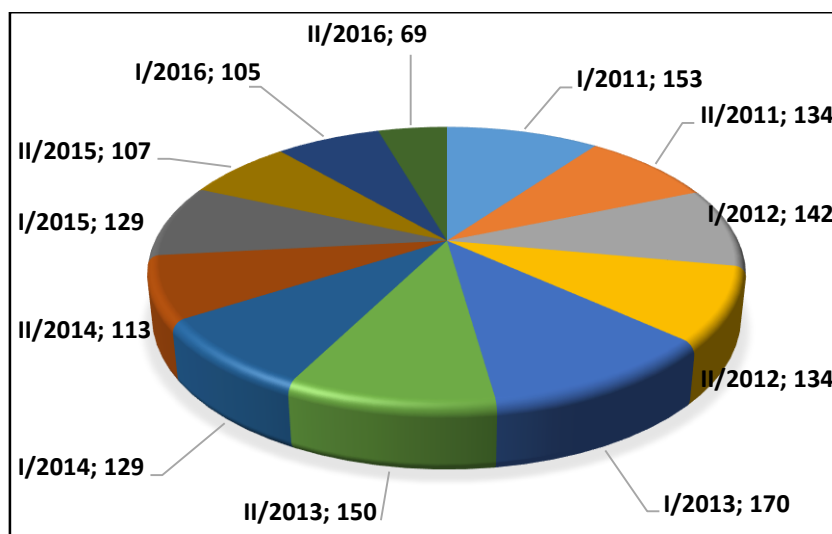
Tabla 5. Población estudiantil, según sexo: (semestres) cursos de temporadas. Año 2011 al 2016

Año	I/2011	II/2011	I/2012	II/2012	I/2013	II/2013	I/2014	II/2014	I/2015	II/2015	I/2016	II/2016
Masculino	153	134	142	134	170	150	129	113	129	107	105	69
Femenino	80	135	192	143	202	160	168	148	148	132	120	64

FUENTE: Datos estadísticos de la carrera de Ingeniería Agronómica instrumentos de autoevaluación para la Acreditación.

Los resultados de la tabla 5. Muestran la prevalencia femenina en los postulantes a la carrera de Ingeniería Agronómica. En los semestres I/2011 y II/2016, existen mayor cantidad de postulantes varones.

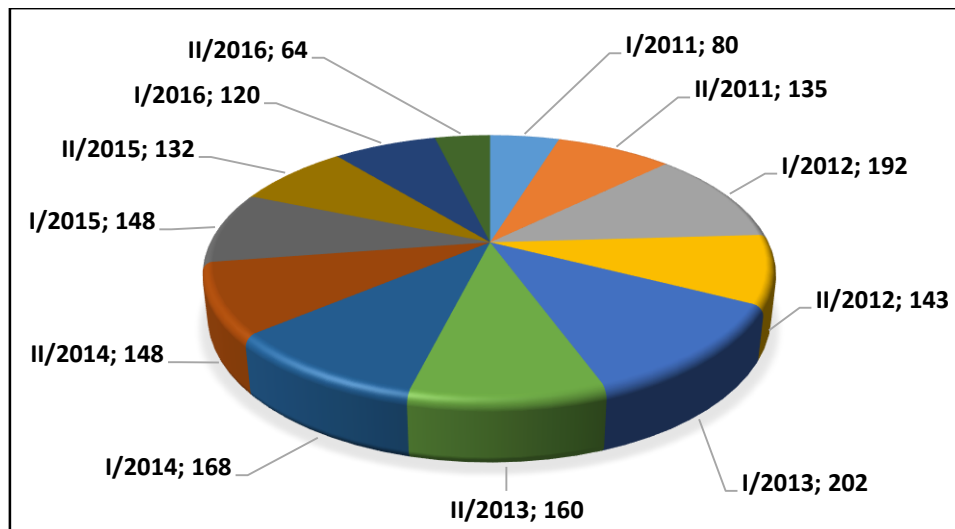
Gráfico 11. Población estudiantil, hombres, años 2011 al 2016 (Tercera Acreditación)



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

En las temporadas de los cursos regulares las gestiones q tienen más cantidad de población estudiantil en las gestiones I/2013 una cantidad de 170 varones y en la gestión, II/2013 con una cantidad de 250 estudiantes varón.

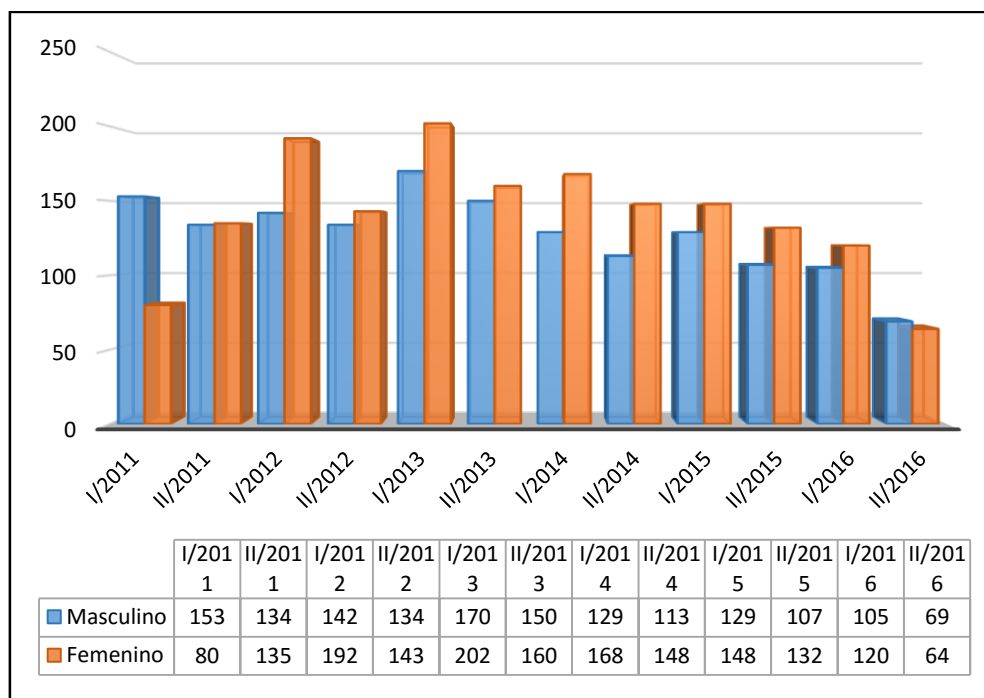
**Gráfico 12. Población estudiantil, mujeres, años 2011 al 2016
(tercera acreditación)**



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

En los cursos regulares vemos que la población estudiantil femenina tiene en las siguientes gestiones, el I/2012 tiene una cantidad del 192 estudiantes, I/2013 una cantidad de 202 estudiantes y en el periodo II/2013 una cantidad de 160 estudiantes mujeres, para la gestión I/2014 la cantidad es de 168 estudiantes.

Gráfica 13. Diagrama de Barras – Poblacion estudiantil según sexo año 2011 al 2016 cursos regulares (tercera acreditación)



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación para la acreditación.

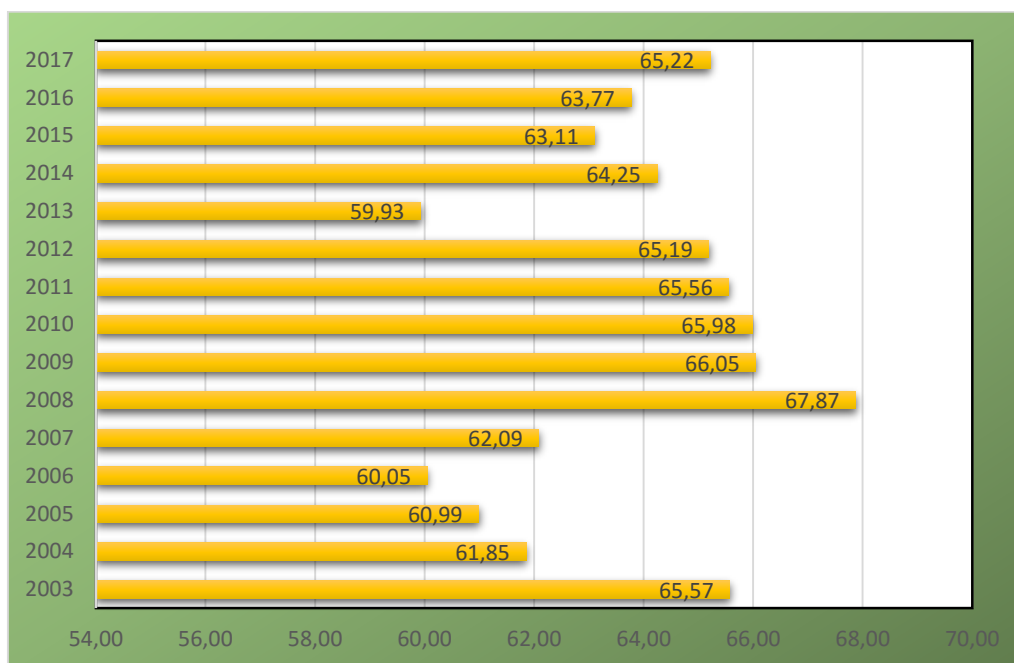
En el grafico 13. Encontramos que en el I/2012 y I/2013 hay prevalencia alta de estudiantes mujeres y que en el I/2011 hay una gran cantidad de postulantes varones. Se están manejando los datos de la población Universitaria (Cursos Regulares y cursos de temporada del aprovechamiento estudiantil)

3.2 Datos que se manejan en la Serie de Tiempo

Se están manejando los datos de la Comunidad Universitaria (Cursos Regulares y cursos de temporada del aprovechamiento estudiantil)

En la tabla adjunta podemos ver el porcentaje de aprobación de los cursos regulares y de temporada durante los años evaluados el promedio de los aprobados del 2003 al 2017

**Gráfico 14. Tasa del Aprovechamiento estudiantil año 2003 al 2017
(cursos regulares y de temporada)**



FUENTE: Elaboración propia

En el Grafico 14. Muestra un promedio de 33143 estudiantes inscritos entre los periodos 2003-2017, en el mismo periodo un promedio 1676,46 se debe tomar en cuenta que los inscritos es la totalidad de estudiantes de la Carrera.

Índice de retención: En el cuadro correspondiente, se muestra un índice de retención mayor en la gestión 2008, cuyo promedio de los quince años, es de 65,75 % y gradualmente conforme avanza el nivel de los semestres, el índice de retención de estudiantes. Disminuye en las gestiones 2005 y 2013 con el 61%, aspecto que se puede considerar como aceptable.

CAPITULO 4

4. APLICACIÓN

4.1 Aplicación de los modelos MA (1) MA (2) AR, AR (1), AR (2), ARMA, ARIMA y el método de Suavización Exponencial de Holt Winters

A continuación se realiza un análisis de los datos de información de la CARRERA DE AGRONOMIA que fueron obtenidos del Departamento de Autoevaluación para la acreditación para la Acreditación. Kardex Carrera de Agronomía usando el método multiplicativo de Holt Winters, los datos del aprovechamiento estudiantil fueron tomados en principio con los años del 2004 al 2016, posteriormente se obtuvieron datos de los años 2003 y 2017 los datos obtenidos se observaran en la grafico 15.

En ella se puede observar un decremento lineal en un periodo de quince años, y que el patrón estacional es creciente cuando aumenta el nivel de la serie de tiempo. Este patrón sugiere que el método multiplicativo de Holt Winters se puede aplicar para pronosticar usando el modelo AR, MA, ARMA (ARIMA), para que ajuste a los datos y que haga una buena predicción del aprovechamiento estudiantil en el futuro.

4.2 Modelo de Serie de Tiempo del Aprovechamiento Estudiantil

Para el modelo se va trabajar con la información del aprovechamiento estudiantil académico de la carrera de Ingeniería Agronómica, con el modelo arima y el método de suavizamiento exponencial de Holt Winters en el proceso de la acreditación. Únicamente los datos correspondientes de los años 2003 al 2017. Este modelo se conoce que lleva uno, dos y tres parámetros.

Al usar el modelo de Holt Winters, en un período t , conocemos el patrón de comportamiento de la predicción, todo depende de que si se considera estacionalidad aditiva o multiplicativa; La actualización global en el caso multiplicativo está dada por:

$$X_t = T_t \times S_t \times a_t$$

Este modelo es apropiado cuando la magnitud de las fluctuaciones estacionales de la VARIABLE DEL APROVECHAMIENTO ESTUDIANTIL, es estacional con los crecimientos y decrecimientos de la tendencia, respecto a la variable anteriormente mencionada.

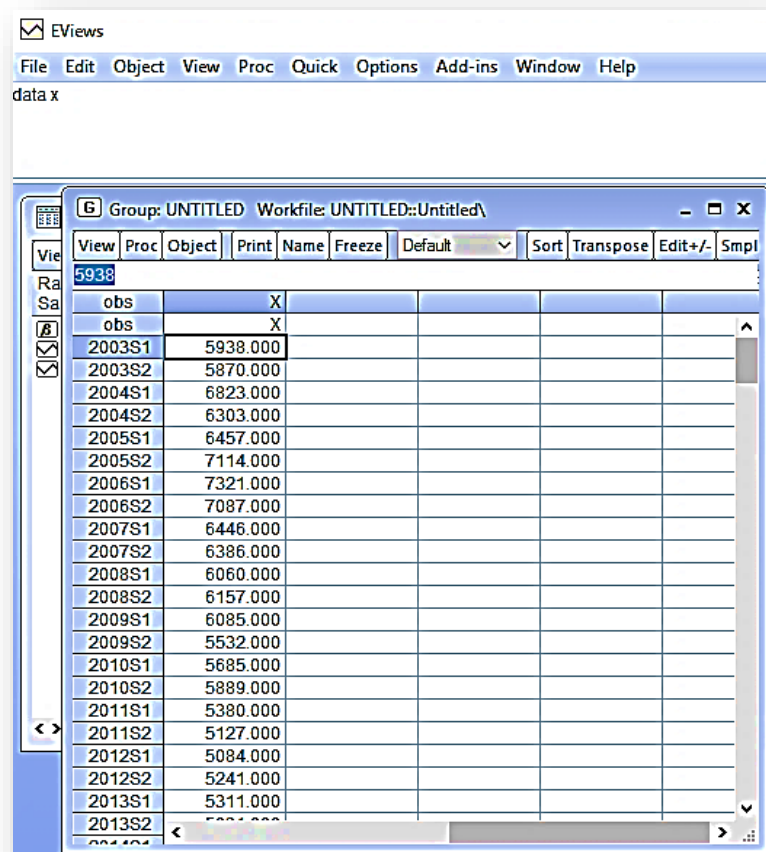
4.3 Aplicación de los modelo AR, MA, ARMA y ARIMA

Lo que se pretende realizar ahora, es encontrar un modelo para predecir valores futuros del aprovechamiento estudiantil mensual usando los modelos autorregresivos (AR). Lo que se procede a realizar a continuación, es encontrar algún modelo AR, MA, ARMA y ARIMA, que se ajuste a los datos y que haga una buena predicción de los mismos.

Los modelos autorregresivos describen series de tiempo estacionarias. Por consiguiente, para identificar en forma tentativa un modelo, es necesario determinar primero si la serie de tiempo que se quiere pronosticar es estacionaria. En forma intuitiva, una serie de tiempo es estacionaria si las propiedades estadísticas por ejemplo, la media y la varianza de la serie de tiempo son esencialmente constantes a través del tiempo.

Por tanto, lo primero que se tiene que revisar es que la serie de tiempo sea estacionaria, esto se hace calculando la media y la función de autocovarianza, y determinando que éstas no dependen del tiempo, es decir, son constantes. Dado que los datos que se están trabajando en una muestra de observaciones, requiere usar las ecuaciones del capítulo 2, para encontrar la media muestral, la varianza muestral y la autocorrelación para determinar si es estacionaria. A continuación empezamos con la aplicación.

Figura 1 : Datos de alumnos inscritos (2003 – 2017)



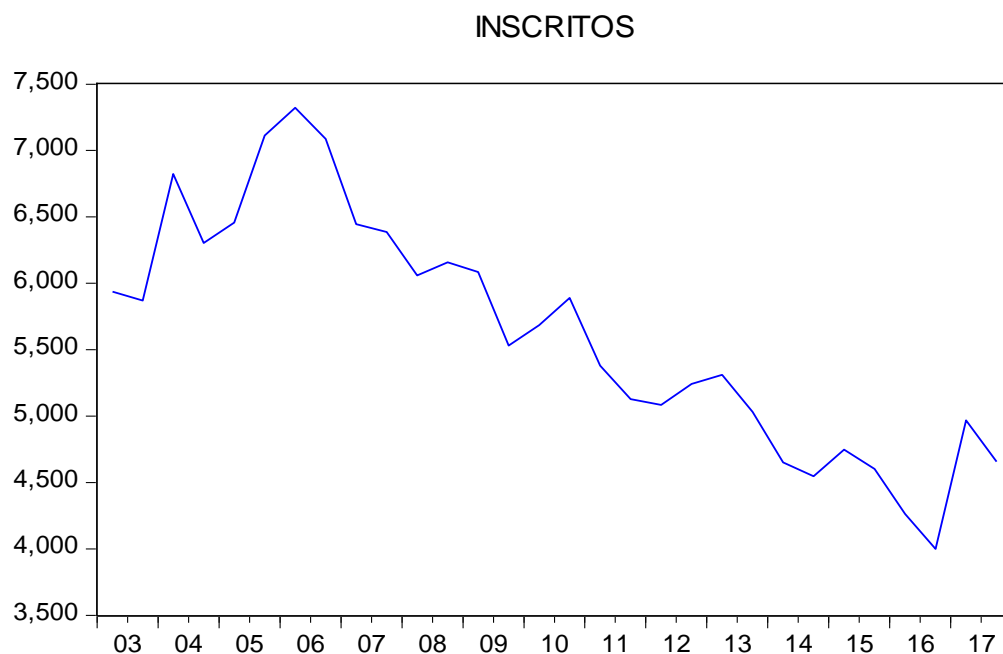
obs	X
2003S1	5938.000
2003S2	5870.000
2004S1	6823.000
2004S2	6303.000
2005S1	6457.000
2005S2	7114.000
2006S1	7321.000
2006S2	7087.000
2007S1	6446.000
2007S2	6386.000
2008S1	6060.000
2008S2	6157.000
2009S1	6085.000
2009S2	5532.000
2010S1	5685.000
2010S2	5889.000
2011S1	5380.000
2011S2	5127.000
2012S1	5084.000
2012S2	5241.000
2013S1	5311.000
2013S2	5084.000

Fuente: Elaboración propia

Para conocer los componentes de la serie de tiempo, se comenzó con el método de descomposición multiplicativa; para lo cual se utilizó como herramientas del programa Eviews. Se consideró como variable

independiente los aprobados y los inscritos expresada en la cantidad de estudiantes aprobados, dando los siguientes resultados.

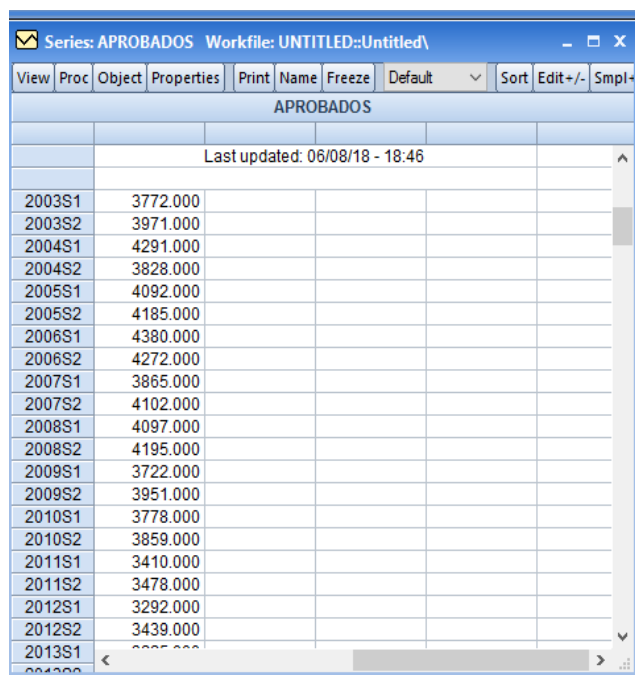
Grafico 15. Grafico de inscritos I/2003 – II/2016



Fuente : Elaboracion propia

EL grafico 15. Muestra el nivel de estudiantes inscritos por gestion en cada uno de los 30 periodos objeto de estudio , sin embargo no permite apreciar la existencia de los componentes de la aprobacion (tendencia y estacionalidad).

Figura 2. Frecuencia de aprobados -Gestion 2003-2017

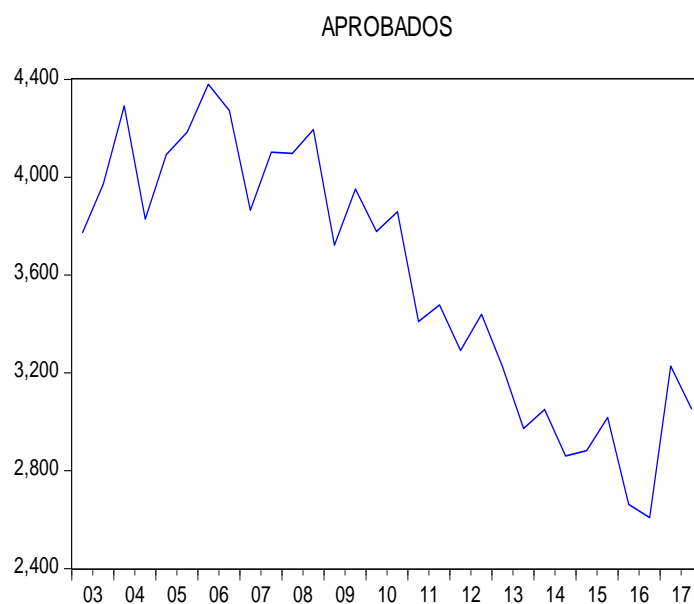


APROBADOS		
Last updated: 06/08/18 - 18:46		
2003S1	3772.000	
2003S2	3971.000	
2004S1	4291.000	
2004S2	3828.000	
2005S1	4092.000	
2005S2	4185.000	
2006S1	4380.000	
2006S2	4272.000	
2007S1	3865.000	
2007S2	4102.000	
2008S1	4097.000	
2008S2	4195.000	
2009S1	3722.000	
2009S2	3951.000	
2010S1	3778.000	
2010S2	3859.000	
2011S1	3410.000	
2011S2	3478.000	
2012S1	3292.000	
2012S2	3439.000	
2013S1	3225.000	
2013S2	3225.000	

Fuente: Elaboracion propia

Se importo el valor de los estudiantes del progama excel al programa eviews, para empezar a predecir las 3 gestiones. A continuacion empezamos a sacar una grafica y ver si hay tendencia multiplicativa.

Gráfico 16. frecuencia de Aprobados Gestión 2003-2017

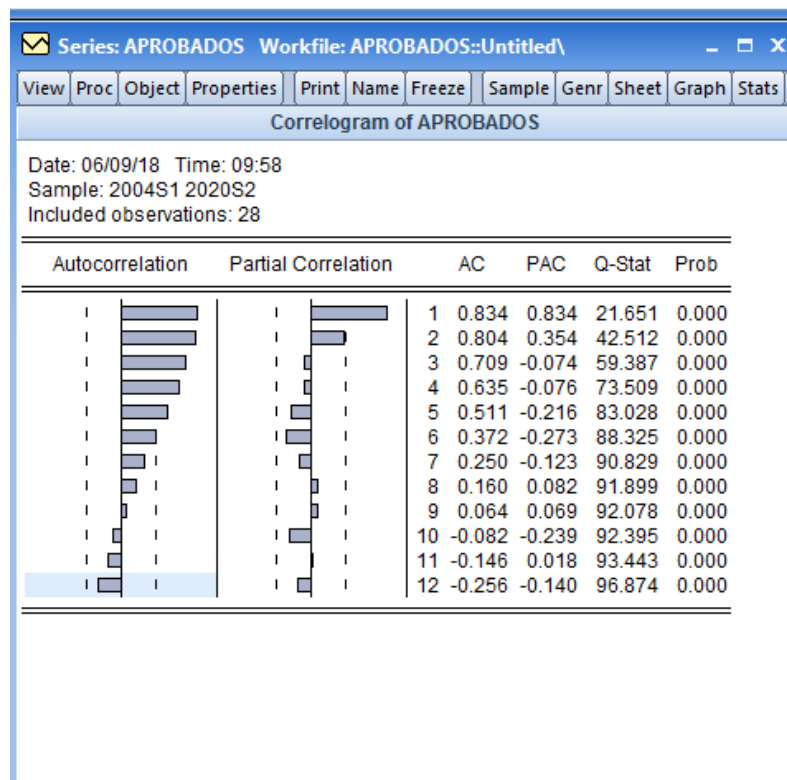


Fuente: Elaboracion propia

En la figura 2. es una muestra de la cantidad de estudiantes aprobados y en el grafico 16 , mostramos los resultado de este primer analisis se puede observar cierto comportamiento que existe una marcada estacionalidad, presentando la gestion 2004 el mayor nivel de aprobados por debajo de la media y vuelve a subir en la gestion 2017.

Correlación de Estudiantes Aprobados

Figura 3. Coorelación de aprobados



Fuente: Elaboracion Propia

La muestra de la función de autocorrelación, en la Figura 3, vemos que en las barras de autocorrelación hay las bandas de confianza que la Autocorrelación seran los MA y la autocorrelación parcial los AR, entonces tenemos: $Ma(6), AR(2), Ma(0), Ar(0)$, el valor AC como muestra ,nos explica que valor

tiene la probabilidad de ausencia de correlación porque es igual a cero, es decir que rechazamos la hipótesis nula en todos los niveles de significancia y el PAC es la Correlación Parcial explica el valor que tiene. Un valor fuera de las líneas discontinuas significa que esa correlación que es significativa y distinta de cero, tiene estacionalidad.

Al revisar las probabilidades de los Q-Start nos indica el valor de cada barra y así también se conoce que si la probabilidad es menor a 0.5 quiere decir que existe la autocorrelación.

4.4 Predicción con Arima

Método de pronóstico ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) también usan patrones de datos, sin embargo puede que no sean fácilmente visibles en la serie de tiempo. El modelo usa funciones de diferencias, autocorrelación y autocorrelación parcial para ayudar a identificar un modelo aceptable. El modelo ARIMA representa una serie de pasos de filtraje hasta que solo queda ruido aleatorio. Es un proceso iterativo que consume tiempo de ejecución.

Tabla 6. Ecuación de predicción con Arima (Estudiantes Aprobados)

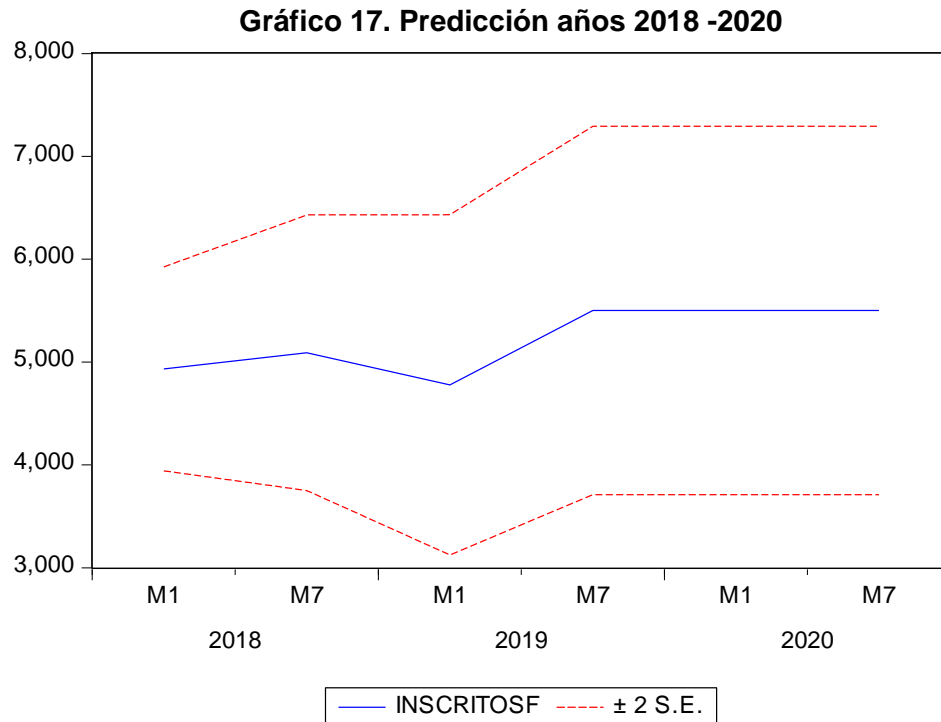
Dependent variable: D(APROBADOS,2)				
Method: Least Squares				
Sample (adjusted): 2004S1 2017S2				
Included observations: 28 after adjustments				
Convergence achieved after 21 iterations				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
APROBADOS	-0.000292	0.000520	-0.560535	0.5803
MA(1)	-1.650539	0.196119	-8.416005	0.0000
MA(2)	0.427010	0.376790	1.133285	0.2683
MA(3)	0.231481	0.182567	1.267921	0.2170
R-squared	0.746835	Mean dependent var		-13.42857
Adjusted R-squared	0.715189	S.D. dependent var		447.8972
S.E. of regression	239.0322	Akaike info criterion		13.92264
Sum squared resid	1371274.	Schwarz criterion		14.11295
Log likelihood	-190.9169	Hannan-Quinn criter.		13.98082
Durbin-Watson stat	1.908340			
Inverted MA Roots	.95-.06i	.95+.06i	-.25	

Fuente: Elaboración Propia

En la tabla 6. Se ajustan los datos con un modelo arima Ma (1) Ma (2), Ma (3), logramos predecir las 3 gestiones mencionadas anteriormente, se muestra la predicción del modelo con sus bandas de error asociadas y se guardan los Y estimados, en el R-cuadrado vemos una aproximación del 0.746 lo cual quiere decir que es un modelo con cuyas estimaciones se ajustan bastante a la variable real.

Para saber si tiene autocorrelacion, recordemos a Durbin-Watson, si el valor es menos a 2 no existe la autocorrelacion y si es mayor a 2 tendría autocorrelación.

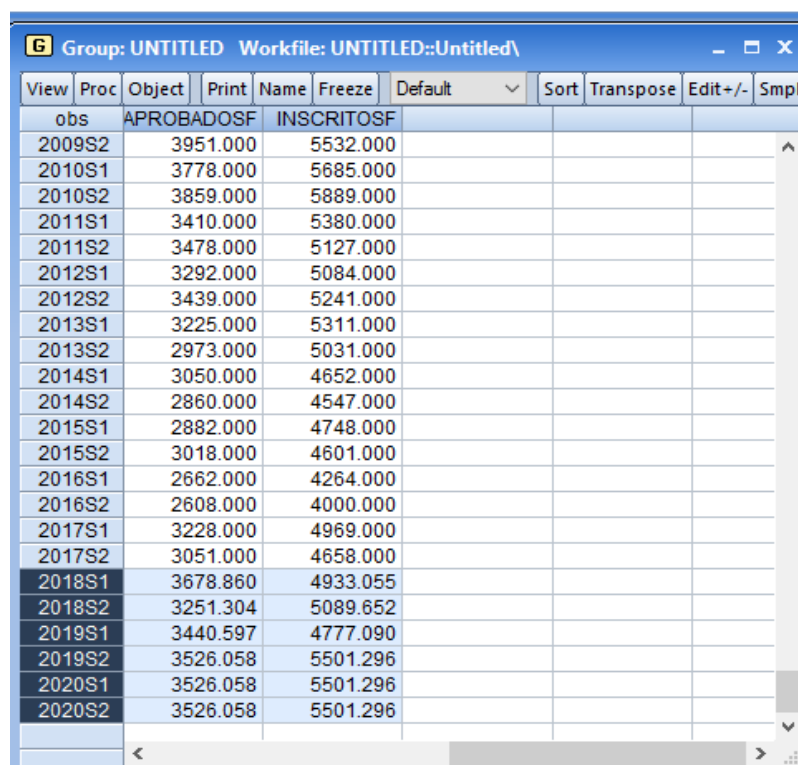
En nuestra tabla 6, Durbin Watson son dice que no hay autocorrelacion porque tiene un valor de 1,90.que llega aproximarse a 2.



Fuente: Elaboracion propia

En el Gráfico 17, Pudimos hacer con la ayudas del modelo Arima la predicción de las gestiones 2018, 2019,2020 Semestralmente tanto de aprobados como de inscritos, vemos el grafico de predicción y pasamos a suavizar los datos con el método de Holt Winters.

Figura 4. Frecuencia grupal con las Variables Aprobados y Inscritos



obs	APROBADOSF	INSCRITOSF
2009S2	3951.000	5532.000
2010S1	3778.000	5685.000
2010S2	3859.000	5889.000
2011S1	3410.000	5380.000
2011S2	3478.000	5127.000
2012S1	3292.000	5084.000
2012S2	3439.000	5241.000
2013S1	3225.000	5311.000
2013S2	2973.000	5031.000
2014S1	3050.000	4652.000
2014S2	2860.000	4547.000
2015S1	2882.000	4748.000
2015S2	3018.000	4601.000
2016S1	2662.000	4264.000
2016S2	2608.000	4000.000
2017S1	3228.000	4969.000
2017S2	3051.000	4658.000
2018S1	3678.860	4933.055
2018S2	3251.304	5089.652
2019S1	3440.597	4777.090
2019S2	3526.058	5501.296
2020S1	3526.058	5501.296
2020S2	3526.058	5501.296

Fuente: Elaboración propia

Agrupando las variables de aprobados y de inscritos, con predicción que sacamos con la ayuda del Modelo Arima, esto nos ayudara a ver la frecuencia de estudiantes que vamos a tener en estas próximas gestiones de predicción.

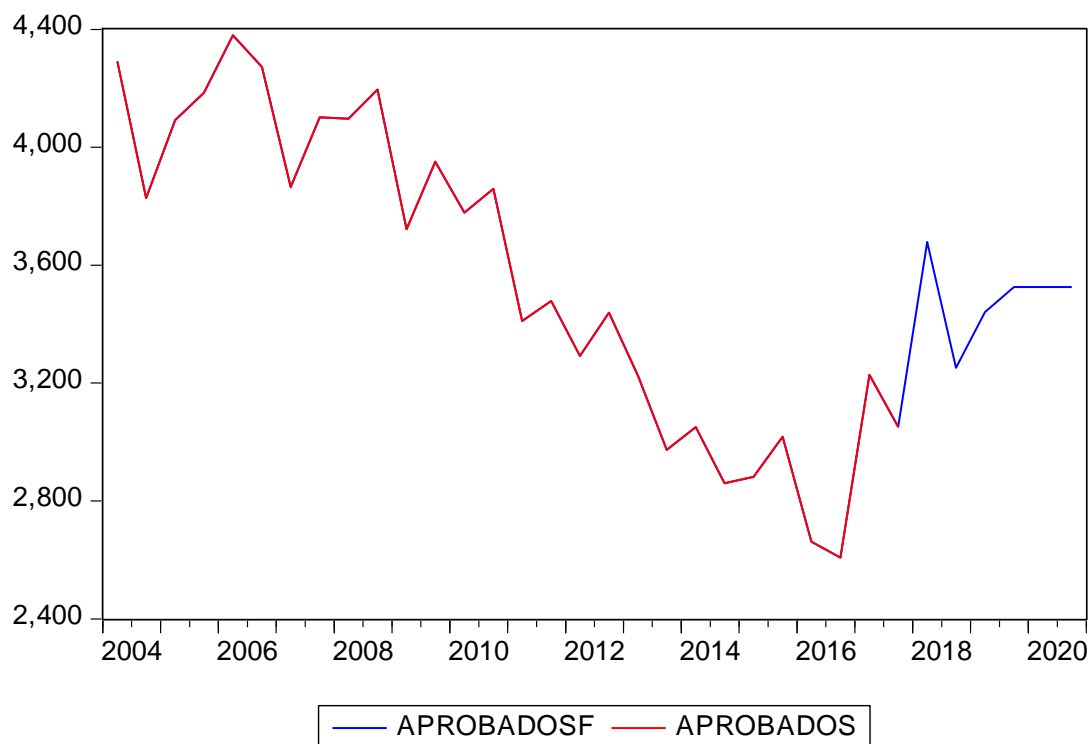
Tabla 7 Ecuaciones de aprobados con predicción

Dependent Variable: APROBADOSF				
Method: Least Squares				
Date: 06/08/18 Time: 23:39				
Sample: 2004S1 2020S2				
Included observations: 34				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
INSCRITOSF	0.539662	0.038127	14.15425	0.0000
C	563.0663	213.5398	2.636821	0.0128
R-squared	0.862273	Mean dependent var		3551.233
Adjusted R-squared	0.857969	S.D. dependent var		496.5388
S.E. of regression	187.1309	Akaike info criterion		13.35852
Sum squared resid	1120575.	Schwarz criterion		13.44830
Log likelihood	-225.0948	Hannan-Quinn criter.		13.38914
F-statistic	200.3429	Durbin-Watson stat		1.669009

Fuente: Elaboración Propia

En la tabla 7 las observaciones crecieron con 6 datos , esos datos son de la predicción de los 3 años semestrales, se observa el ajuste de R-cuadrado que tiene un valor de 0.86 en este momento y la probabilidad tiende cero; entonces,sigue siendo estacionario y no tienen correlación.

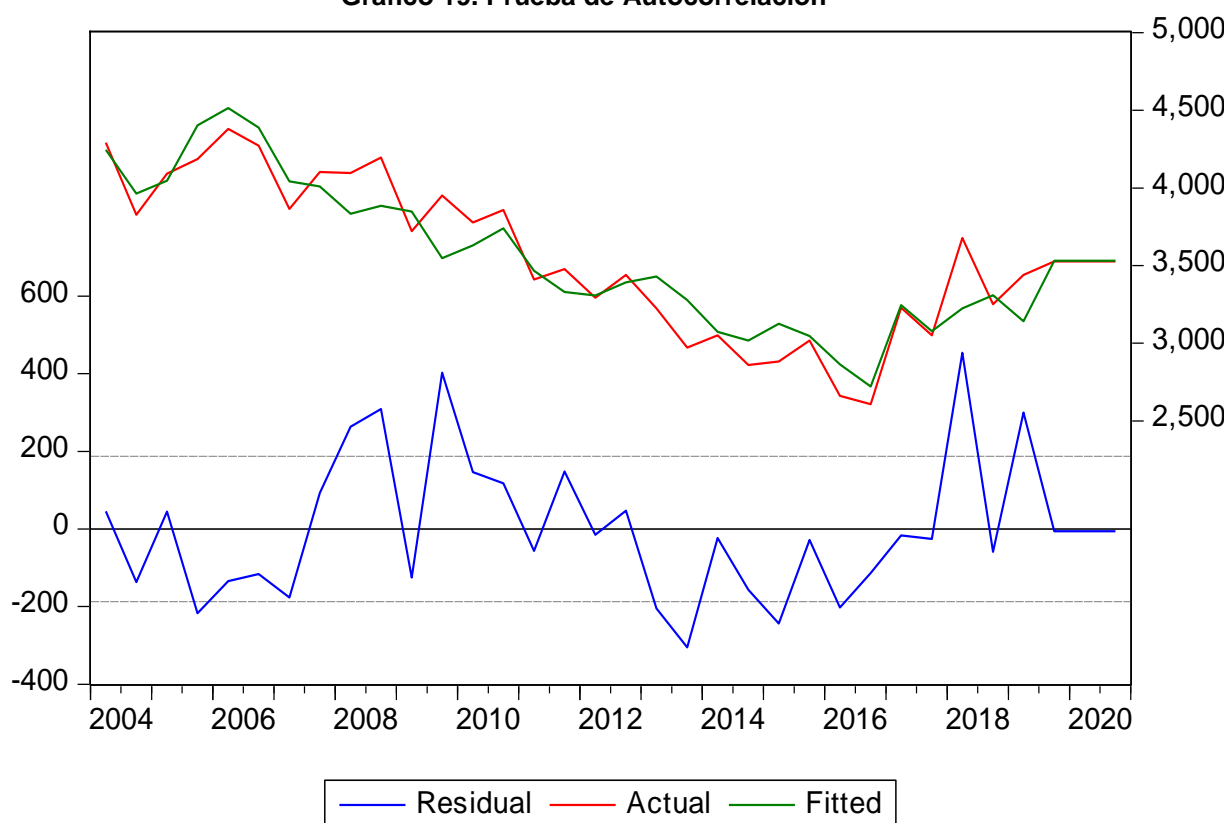
Gráfico 18. Predicciones 2018 – 2020 - Modelo Arima



Fuente: Elaboración propia

En el grafico 18 se pronóstico para la gestión I y II / 2018 evidenciando que su tendencia sube la aprobación ; asi tambien, para las gestion I/2019. En cambio para el II/2019 exsiste una baja de aprobaciones , luego se presenta una alza de aprobacion para la gestion I/2020 posteriormente una aprobacion lineal constante y que tiende altas y bajas para los proximos años.

Gráfico 19. Prueba de Autocorrelacion



Fuente: Elaboración propia

Nos indica que por cada unidad porcentual la variable de aprobación no es significativa a la de la inscripción.

El crecimiento de estudiantes que aprovechan sus clases varia en la gestión 2019 con un 0.35 % permaneciendo constante con un promedio de 0.65%. Al presentar la variación en una unidad él porcentaje del ingreso de estudiantes aprobados.

El ajuste exponencial, elegiremos el algoritmo de Holt Winter sin componente estacional con parámetros de ajuste y una tendencia del ajuste, vemos que en el ajuste se muestra en la parte superior y que en la selección de los parámetros no se ha realizado.

Tabla 8. Ecuaciones estudiantes con predicción

	INSCRITOSF	APROBADOSF
Mean	5537.108	3551.233
Median	5440.648	3526.058
Maximum	7321.000	4380.000
Minimum	4000.000	2608.000
Std. Dev.	854.3850	496.5388
Skewness	0.395240	-0.091911
Kurtosis	2.326076	2.000007
Jarque-Bera	1.528630	1.464517
Probability	0.465653	0.480822
Sum	188261.7	120741.9
Sum Sq. Dev.	24089133	8136176.
Observations	34	34

Fuente: Elaboración propia

Para analizar la normalidad Jaque-Bera es una prueba de ajuste de bondad y muestre si los datos tienen asimetría y la curtosis.

Como se observa en el estadístico Jaque-Bera para este modelo es de 1.528 lo que indica que si hay normalidad en los errores.

La media y la mediana casi coinciden, la asimetría es mayor que 0, indica que es asimétrica positiva, La curtosis es menor de tres, hay una menor concentración de datos en torno de la media

La probabilidad muestra que tiene una aproximación de la distribución es normal con una probabilidad de 0,46 %.

4.5 Modelo de Holt Winter aplicando al programa EVIEWS

Al seleccionar un método de pronóstico adecuado para los datos de series de tiempo, se consideran las distintas clases de patrones de datos. A continuación se describirán los diferentes patrones de comportamiento.

4.5.1 Aplicando el modelo de Holt Winters a los Estudiantes Inscritos

Se aplicaron de forma paralela diferentes modelos de pronóstico cuantitativos a la información disponible, esto es el crecimiento y de decrecimiento del aprovechamiento estudiantil durante 15 años, del 1/2003 al 2/2017 incluyendo los cursos de temporada, para explorar y conocer los componentes que afectan la serie. A continuación se muestra parte de la tabla con los datos reales. Aplicación del modelo de Holt Winter con el programa EVIEWS.

Al seleccionar un método de pronóstico adecuado para los datos de series de tiempo, se consideran las distintas clases de patrones de datos.

4.6 Aplicación del método de suavización exponencial

El método de la suavización exponencial, en los datos del Aprovechamiento Estudiantil fue tomado de cada Acreditación y se sumaron las gestiones 2003, 2009, 2010 y 2017 con información de gran importancia para obtener errores

menores en el estudio del Aprovechamiento Estudiantil la carrera de Ingeniería Agronomía.

A continuación se muestran los siguientes resultados:

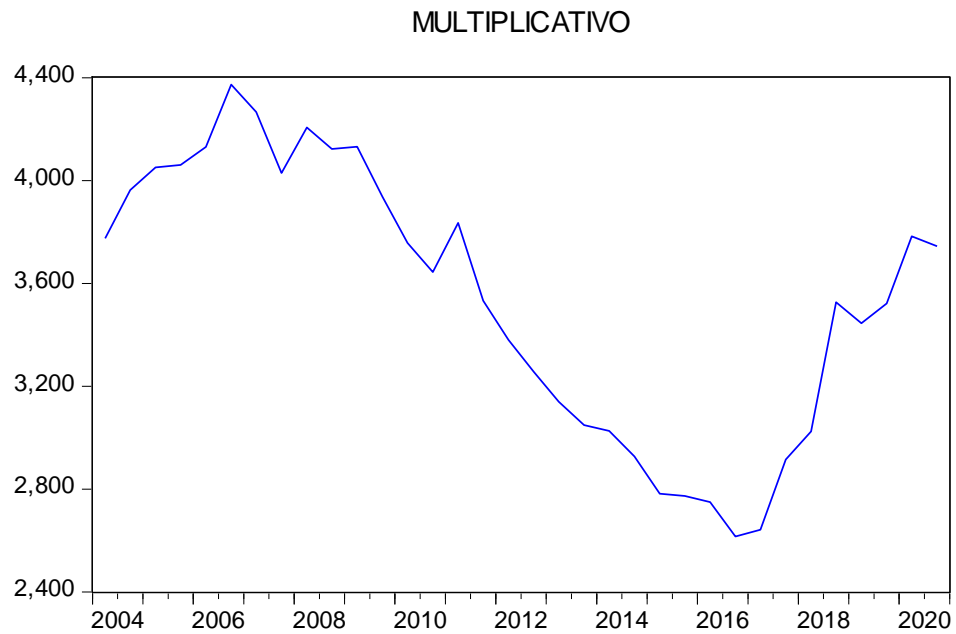
Tabla 9. Predicción con Holt Winters Multiplicativo

Sample: 2003S1 2020S2			
Included observations: 36			
Method: Holt-Winters Multiplicative Seasonal			
Original Series: APROBADOSF			
Forecast Series: APROBASM			
<hr/>			
Parameters:	Alpha		0.4200
	Beta		0.4200
	Gamma		0.0000
Sum of Squared Residuals			2170047
Root Mean Squared Error			245.5180
<hr/>			
End of Period Levels:	Mean		3630.584
	Trend		46.80014
	Seasonals:	2018S1	1.002635
		2018S2	1.016988
		2019S1	0.988611
		2019S2	0.975141
		2020S1	1.010498
		2020S2	1.006127
<hr/>			

Fuente: Elaboración propia

Se hicieron pruebas asignadas a diferentes valores a la constante de suavización α , para α y β es un valor 0.42, γ es de 0.000, con base de la serie de datos se obtuvo como resultado la tendencia significativa o la estacionalidad de cada periodo, es decir que los valores permanecen con cambios.

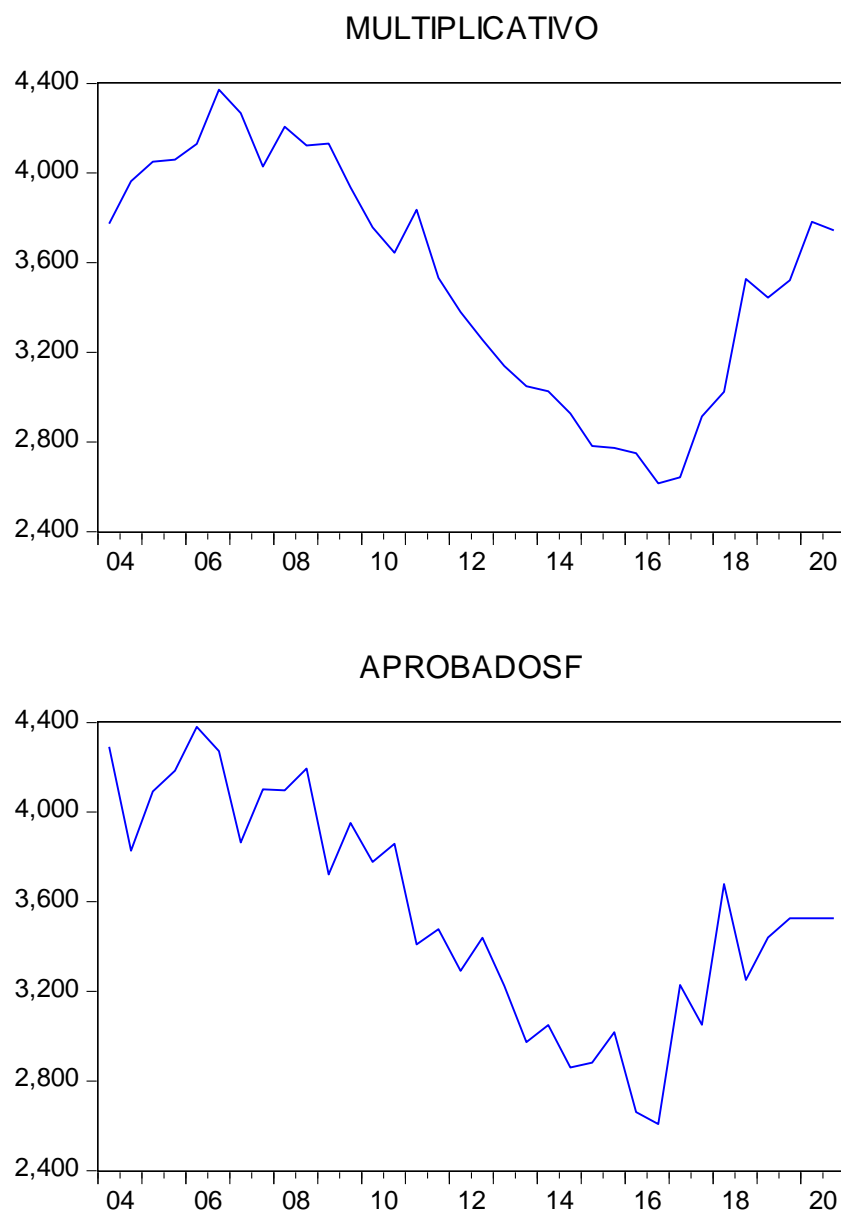
Gráfico20. Pronóstico con Método Holt Winters - Multiplicativo



Fuente: Elaboración Propia

Se puede observar en el gráfico 20 el comportamiento del reajuste en el pronóstico de holt Winters, se observa mas precisión del pronóstico en las 3 gestiones se predicen y se ve mas real la predicción y precisión en el gráfico.

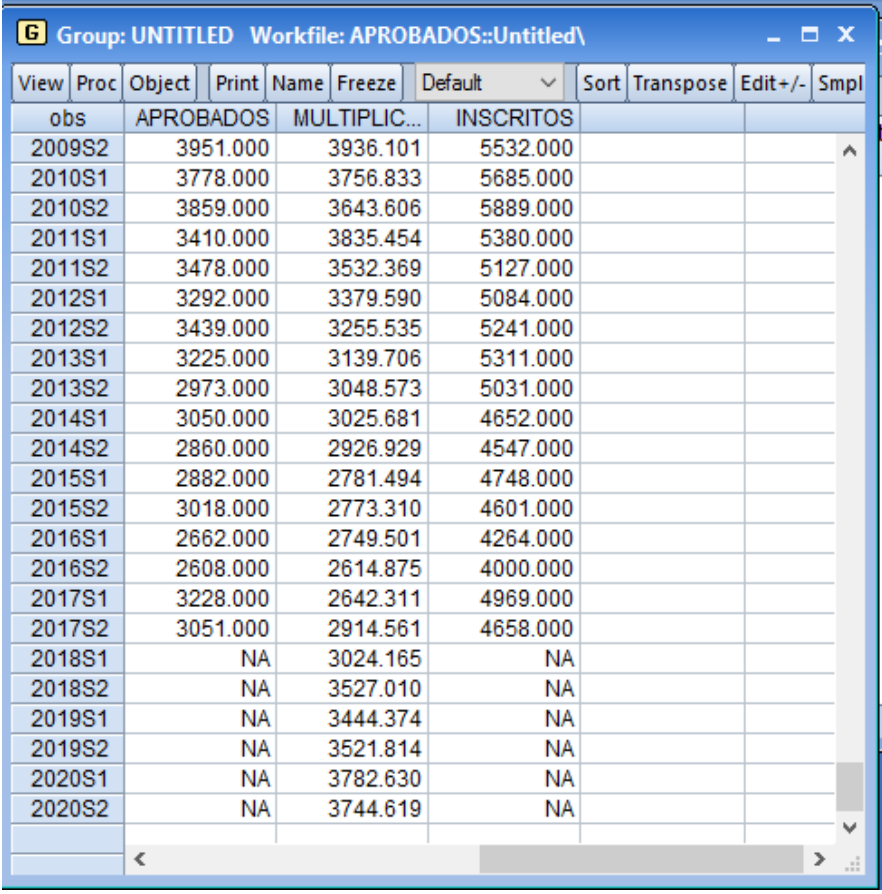
Gráfico 21 . Diferencia de Predicción con Arima y Método de Holt Winters



Fuente: Elaboración Propia

Para tener una mejor interpretacion se observa la diferencia en el gráfico 21 mostrando el pronóstico de Arima y el mejoramiento de suavizamiento de Holt Winters. El comportamiento de Arima esta accidentado, mientras en el método de Holt Winters tiene una mejor precisión y ajuste en los datos.

Figura 5 : Ajuste de Frecuencias con la Prediccion de holt Winters



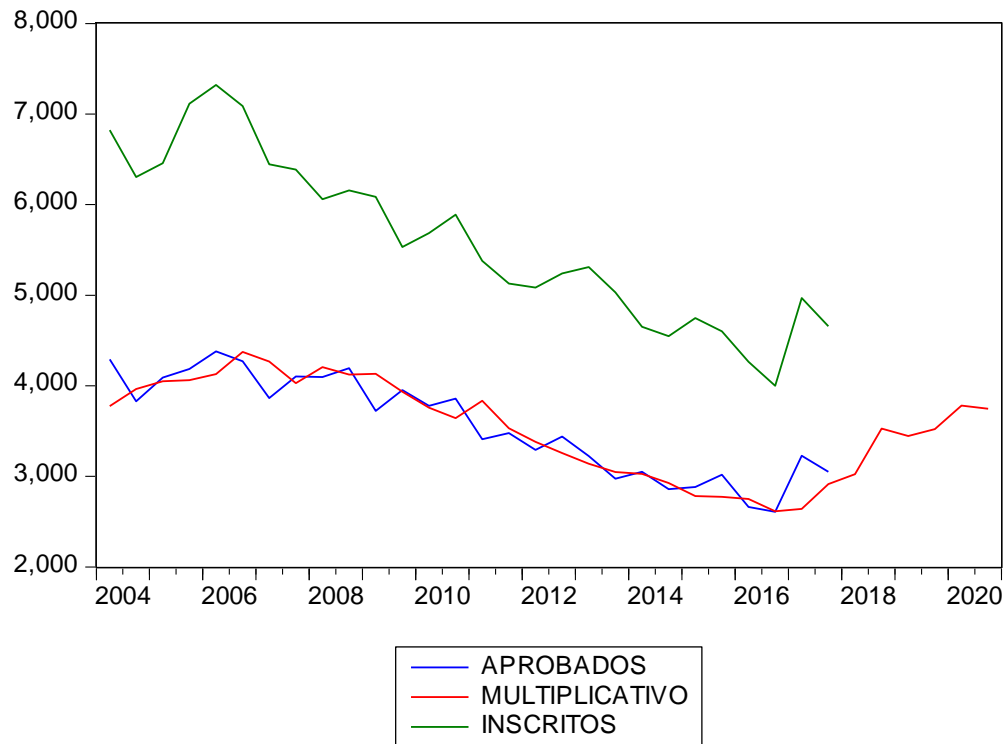
The screenshot shows a software window titled "G Group: UNTITLED Workfile: APROBADOS::Untitled\". It contains a data table with the following columns: "obs", "APROBADOS", "MULTIPLIC...", and "INSCRITOS". The data rows are labeled from 2009S2 to 2020S2. The "APROBADOS" column contains numerical values, while the "MULTIPLIC..." column contains values with two decimal places. The "INSCRITOS" column contains numerical values. The last four rows (2018S1 to 2020S2) have "NA" in the "APROBADOS" column.

obs	APROBADOS	MULTIPLIC...	INSCRITOS
2009S2	3951.000	3936.101	5532.000
2010S1	3778.000	3756.833	5685.000
2010S2	3859.000	3643.606	5889.000
2011S1	3410.000	3835.454	5380.000
2011S2	3478.000	3532.369	5127.000
2012S1	3292.000	3379.590	5084.000
2012S2	3439.000	3255.535	5241.000
2013S1	3225.000	3139.706	5311.000
2013S2	2973.000	3048.573	5031.000
2014S1	3050.000	3025.681	4652.000
2014S2	2860.000	2926.929	4547.000
2015S1	2882.000	2781.494	4748.000
2015S2	3018.000	2773.310	4601.000
2016S1	2662.000	2749.501	4264.000
2016S2	2608.000	2614.875	4000.000
2017S1	3228.000	2642.311	4969.000
2017S2	3051.000	2914.561	4658.000
2018S1	NA	3024.165	NA
2018S2	NA	3527.010	NA
2019S1	NA	3444.374	NA
2019S2	NA	3521.814	NA
2020S1	NA	3782.630	NA
2020S2	NA	3744.619	NA

Fuente: Elaboración Propia

En la figura 5. Agrupamos las variables de aprobados,inscritos con la variable multiplicativa de Holt Winters para ver el comportamiento del ajuste, vamos hacer correr un grafico para ver el modelo de Holt Winters,hagarrando 3 variables, los que aun no estaban con la predicción y las variable con predicción de holt winters multiplicativo.

Gráfico 22 . Ajuste de Prediccion con el Metodo de Holt Winters



Fuente: Elaboración Propia

Para tener un buen ajuste y que sea lo mas real posible en la prediccion. Notamos que nuestro grafico 22. El error que obtuvimos es de 245, recordando que debemos tener el error lo mas bajo posible, tambien todo depende de nuestros parametros que deben estar entre 0 y 1.

Es una característica del modelo de winters se adapta con facilidad a los cambios drasticos del pronostico, en nuestra grafica tiene un parecido comportamiento cambiante de estos datos.

5.CONCLUSIONES

El objetivo del presente trabajo fue desarrollar la predicción del Aprovechamiento Estudiantil de la carrera de Agronomía a través del método de Holt Winters, información que requería el tratamiento de una base estadística para el desarrollado del método.

El desarrollo de esta base contribuyó a generar el correlograma, la predicción con el modelo Arima, el mejoramiento del método de Suavización Exponencial de Holt Winters para cumplir con los objetivos planteados y los requerimientos de la Carrera de Ingeniería Agronomía para su acreditación.

La implementación del modelo permitió pronosticar el comportamiento de Arima de forma accidentada y el método de Holt Winters mostro una mejor precisión con los datos y ajuste para las tres gestiones aposteriori. Mostrando un comportamiento similar a gestiones pasadas sin cambios abruptos.

La tasa de aprobación en análisis del aprovechamiento estudiantil del proceso de acreditación de la carrera de Ingeniería Agronómica genera un resultado promedio del 61.76 %, que se puede interpretar más de 50 % de estudiantes que están aprobados (tabla 1).

El Aprovechamiento Académico En el grafico 18 se pronosticó para la gestión I y II / 2018 evidenciando que su tendencia sube la aprobación; así también, para las gestión I/2019. En cambio para el II/2019 existe una baja de aprobaciones, luego se presenta una alza de aprobación para la gestión

I/2020 posteriormente una aprobación lineal constante y que tiende altas y bajas para los próximos años.

Para describir el método de predicción fue necesario agrupar la información de cursos regulares y los cursos de temporada en cada semestre, el análisis del modelo Arima fue de utilidad para el método de suavización exponencial para pronosticar el aprovechamiento estudiantil. En la tabla 6 de Durbin Watson nos muestra que no hay autocorrelación porque tiene un valor de 1.90 porque llega aproximarse a 2; Sin embargo, evidencia la múltiple estacionalidad con en el Método de Holt Winters.

En la tabla 7 las observaciones se ajustaron a 6 datos, esos datos son de la predicción de los 3 años semestrales, vemos el ajuste de R-cuadrado que tiene un valor de 0.86 vemos que es aceptable y aun confiable la predicción, que se ajusta el modelo.

El crecimiento y de decrecimiento del aprovechamiento estudiantil durante los 15 años, de la gestión entre I/2003 al II/2017 incluye los cursos de temporada, para explorar y conocer los componentes que afectan la serie. Se muestra en la tabla 9 en la aplicación del modelo de Holt Winter se obtuvo la media o promedio del error es de 245.5, donde los parámetros α y β tienen un valor 0.42 de, γ es de 0.000. Que esto significa que la tendencia será significativa que tiene estacionalidad en cada periodo.

En el gráfico 14 se tiene una tasa del rendimiento estudiantil que muestra un índice de retención mayor en la gestión 2008, cuyo promedio de los quince años, es de 65,75 % y gradualmente conforme avanza el nivel de los

semestres, el índice de retención de estudiantes disminuye en las gestiones 2005 y 2013 con el 61%, aspecto que se puede considerar como aceptable.

La predicción aplicando el método de suavizamiento exponencial de Holt Winters multiplicativo, obtiene un mejor ajuste con los datos originales, en el grafico 20 vemos la predicción de los años 2018 al 2020, el comportamiento del reajuste en el pronóstico de Holt Winters, se nota una mejor precisión para las 3 gestiones de predicción.

6. RECOMENDACIONES

- Se recomienda usar el análisis de las series temporales para pronosticar adecuadamente indicadores de uso para los cursos de temporada.
- Se recomienda realizar una actualización sistemática en la información para reducir errores de ponderación en los indicadores para la toma de decisiones a posteriori en las acreditaciones.
- Se recomienda la implementación del presente trabajo para realizar pronósticos del aprovechamiento académico en el proceso de acreditación.
- Se recomienda también contar con una base de datos actualizada y la documentación con la ayuda del Software Propuesto, de todos los procedimientos y contar con un programa para capacitar al personal.

BIBLIOGRAFÍA

- CENTRO INTERUNIVERSITARIO de desarrollo cinda 1993
acreditación Universitaria en America Latina Santiago, chile: Multivac
- GACETA UNIVERSITARIO: HCU-672/05 distribución del IDH
- VÍCTOR MANUEL GUERRERO GUZMÁN: Análisis Estadística de Series de Tiempo Económicas ,2da Edición. Thompson. 2003
- JAMES D. HAMILTON, Time Series Analysis Princeton University Press, New Yersy.1994
- BOX, GEORGE E.P, JENKINS, Gwilym m., Reinsel, Greogory c. Time Series Analysis
- FORECASTING AND CONTROL: 3 Edición, Prentice hall. New Yersy 1994
- CENTRO INTERUNIVERSITARIO DE DESARROLLO Cinda 1993.
Acreditación Universitaria en América Latina Santiago, Chile: Multivac
- LUIS RODRÍGUEZ de los Ríos, 2003, Evaluación Institucional
(tomo 1) 1º Edición, Lima Perú, la Cantuta
- TIME SERIES ANALYSIS PRINCETON, University Press, New Yersy, James d. Hamilton, 1994.
- APLICACIÓN DE LOS MÉTODOS MARS, HOLT-WINTERS Y ARIMA GENERALIZADO EN EL PRONÓSTICO de caudales medios mensuales en ríos de Antioquia. Meteorol Colombo. 10: 36-46.ISSN 0124-6984. Bogotá, D. e -Colombia, Sánchez, J. & G. Poveda. 2006
- MÉTODOS DE SUAVIZAMIENTO, Ciudad Universitaria, Marzo 2012, Profesor: Juan Francisco Islas

- EL MÉTODO DE PRONÓSTICO HOLT-WINTERS, Omar Maguiña Rivero, Noviembre 2016
- CARRERA DE INGENIERÍA AGRONÓMICA ,Síntesis de la Autoevaluación 2011 – 2016
- PROCESO DE AUTOEVALUACIÓN 2011-2016, Universidad Mayor de San Andrés, Facultad de Agronomía Carrera de Ingeniería Agronómica umsa

FUENTES DE CONSULTA VIRTUAL

- www.gaceta.umsa.bo > handle > umsa GACETA UNIVERSITARIO:
hcu-672/05 Distribución del IDH :
- www.gaceta.umsa.bo/handle/umsa/323HCU-93/06 - Reglamento de
Curso Intensivo de Temporada (verano e invierno) en la UMSA en sus
VIII capítulos y 37 artículos
- www.eviews.com/download/student/
- [www.edu.mercosur.int/es-ES/programas-e-projetos/25-mercosur.../57-
arcusul.html](http://www.edu.mercosur.int/es-ES/programas-e-projetos/25-mercosur.../57-arcusul.html)
- [www.oecd.org/pisa/keyfindings/PISA-2012-Estudiantes-de-bajo-
rendimiento.pdf](http://www.oecd.org/pisa/keyfindings/PISA-2012-Estudiantes-de-bajo-rendimiento.pdf)
- www.uam.es/rafael.dearce/pdf/Box-Jenkins.PDF
- www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0123592316300754
- www.gaceta.umsa.bo/handle/umsa/3234HCU-93/06 - Reglamento de
Curso Intensivo de Temporada (verano e invierno) en la UMSA en sus
VIII capítulos y 37 artículos

ANEXOS

Anexo 1

Breve historia de las Acreditaciones y evaluaciones externas de la Carrera de Ingeniería Agronómica

Tabla 10. Tabla de Ilustraciones de las Acreditaciones y evaluaciones

Externas

El año 2002	<p>Inicialmente se sometió a evaluación externa del sistema de la universidad boliviana habiendo logrado una valoración cualitativa de funcionamiento en condiciones buenas</p> <p>La primera experiencia se realizó el 2002, con el apoyo del Departamento de Planificación y Coordinación, UMSA, y la participación de una comisión facultativa conformada por docentes y estudiantes</p>
El año 2003	<p>Se recurrió al mecanismo experimental del Mercosur, cuyos pares externos después de la visita dieron el dictamen de “acreditar la carrera de agronomía de la universidad mayor de san andrés de La Paz, Bolivia”, cuya acreditación fue emitida por el CONEAU (Argentina). En abril del 2003, la Carrera acudió a la Convocatoria emitida por el Mecanismo Experimental de Acreditación (MEXA MERCOSUR) para realizar el proceso de Evaluación Interna, Evaluación Externa y la Acreditación Internacional de la Carrera de Ingeniería Agronómica, la Coordinación de la Autoevaluación estuvo a cargo del Ing. Félix Rojas Ponce, Vicedecanato de la Facultad, quién junto al Decano y un equipo de trabajo nombrado por el Honorable Consejo</p>

	<p>Facultativo, se procedió a emprender un largo y tedioso trabajo. El Trabajo de la evaluación pasó por tres fases consecutivas, habiéndose iniciado con la Autoevaluación, posteriormente la Evaluación Externa por pares y finalmente la Acreditación.</p> <p>El proceso de la Autoevaluación de la Carrera de Ingeniería Agronómica, se inicia a principios de mayo del año 2003 cuyo trabajo dura hasta noviembre del mismo año (siete meses), el equipo de trabajo conformado estaba integrado por docentes y estudiantes bajo la presidencia del Vicedecano de entonces.</p>
Los años 2009 y 2011	<p>Se recurrió a la convocatoria del ARCUSUR, donde pares externos recomendaron la acreditación de la carrera, cuya certificación de acreditación fue otorgada por la comisión nacional de acreditación de carreras universitarias (CNACU), con validez hasta junio de 2017.</p> <p>En julio del 2009, se realiza la autoevaluación de la Carrera de Ingeniería Agronómica por el periodo 2004 a 2008, para participar con fines de evaluación externa y acreditación de la convocatoria emitida por el sistema de Acreditación Regional de Carreras Universitarias del MERCOSUR (ARCUSUR), la coordinación del proceso estuvo a cargo de Vicedecanato de entonces.</p> <p>Entre el 09 al 11 de diciembre de 2009, previa coordinación con la CNACU, la División de Evaluación y Acreditación de</p>

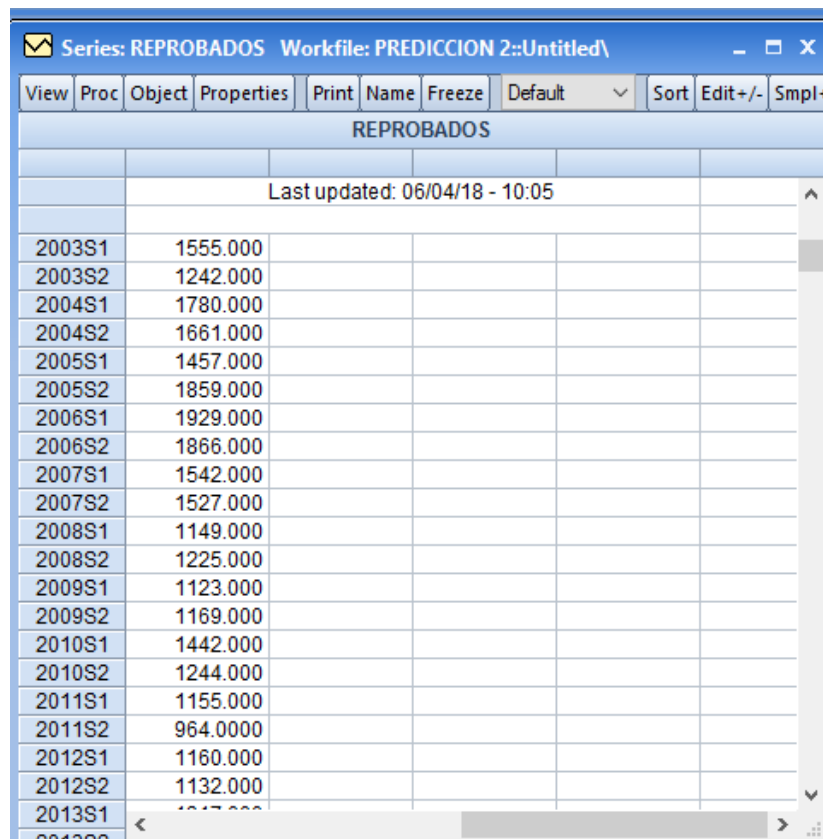
	<p>la UMSA, el Ministerio de Educación y Culturas (a través del Viceministerio de Educación Superior) y la Comisión interna (de la Facultad), se ha realizado la Evaluación Externa de la Carrera de Ingeniería Agronómica, con la presencia de delegados acreditados por el ARCUSUR.</p> <p>La carrera de ingeniería agronómica, ha iniciado con el trabajo de la autoevaluación el 2011-2016 bajo el formato elaborado de la ARCUSUR, este indica evaluar cuatro dimensiones o contextos. Se realiza el proceso de acreditación.</p>
--	--

Anexo 2

En el Anexo 2 mostramos los resultados de la reprobación del aprovechamiento estudiantil, obteniendo el Correlograma y las predicciones de los modelos arima y el suavización exponencial de Holt Winters.

Resultados de reprobados

Figura 6: frecuencia de reprobados



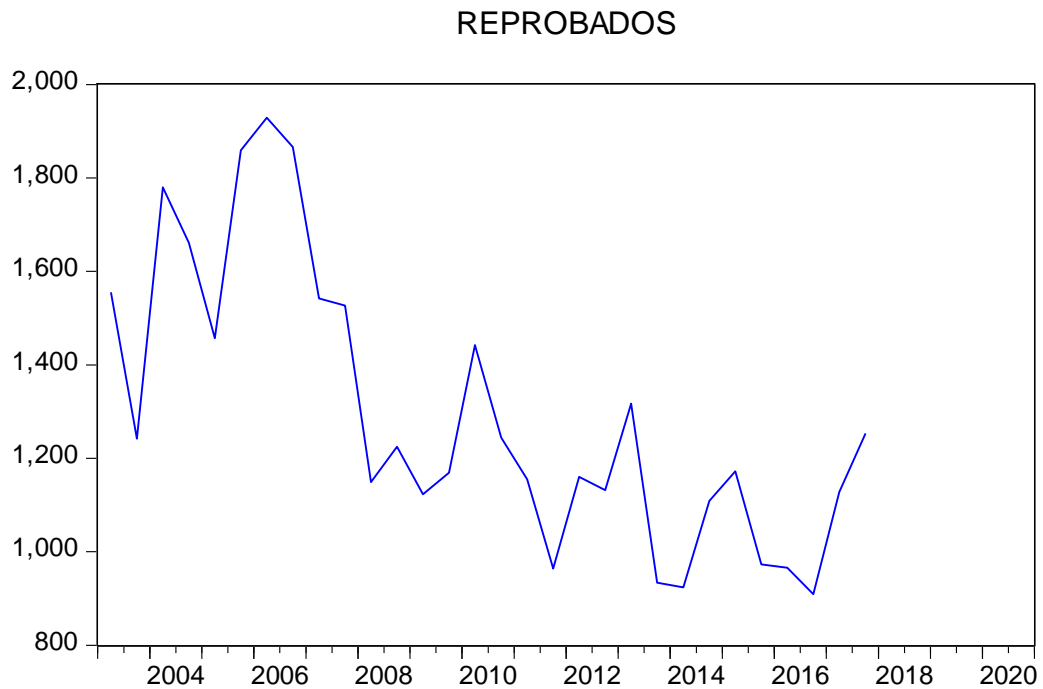
REPROBADOS				
Last updated: 06/04/18 - 10:05				
2003S1	1555.000			
2003S2	1242.000			
2004S1	1780.000			
2004S2	1661.000			
2005S1	1457.000			
2005S2	1859.000			
2006S1	1929.000			
2006S2	1866.000			
2007S1	1542.000			
2007S2	1527.000			
2008S1	1149.000			
2008S2	1225.000			
2009S1	1123.000			
2009S2	1169.000			
2010S1	1442.000			
2010S2	1244.000			
2011S1	1155.000			
2011S2	964.0000			
2012S1	1160.000			
2012S2	1132.000			
2013S1	1047.000			
2013S2				

Fuente: Elaboración Propia

En la figura 6. Muestra el nivel de estudiantes con reprobación por gestión en cada uno de los 30 periodos objeto de estudio. Sin embargo no permite

apreciar la existencia de los componentes de la reprobación con (tendencia y estacionalidad

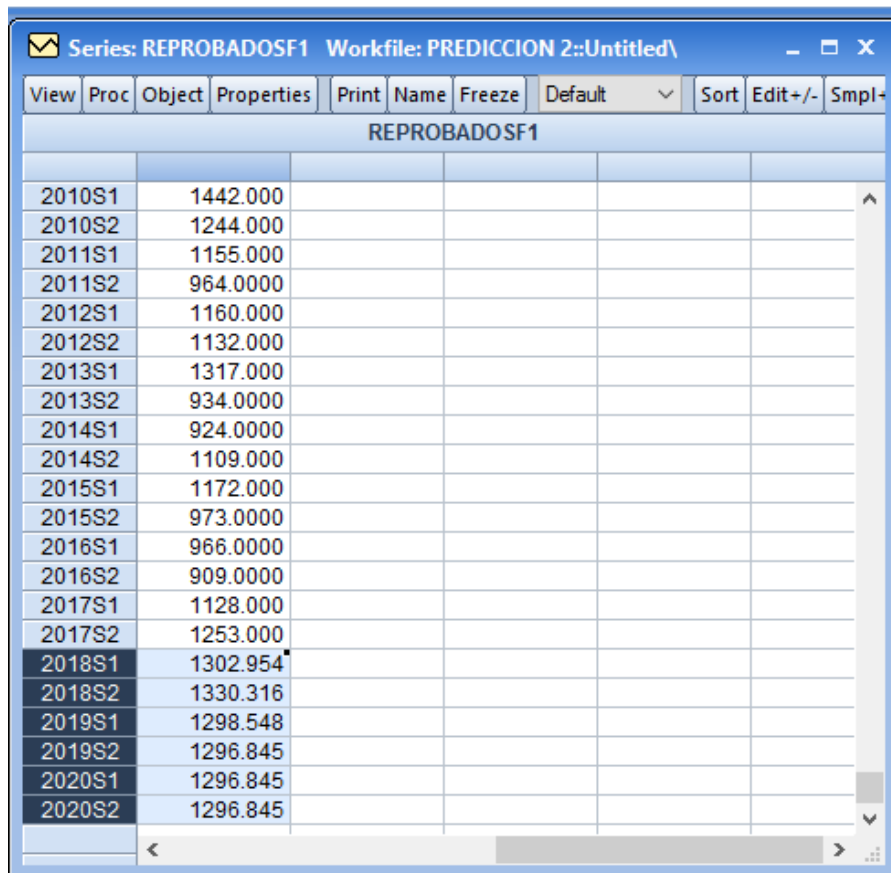
Gráfico 23. Frecuencia de Reprobados



Fuente: Elaboración Propia

Notamos en nuestra grafica que es lineal, así que cumple las condiciones del método de Holt Winters. Tiene tendencia y estacionalidad ya que tiene una tendencia lineal. A continuación aplicamos la predicción con Arima.

Figura 7. Predicción 2018 al 2020

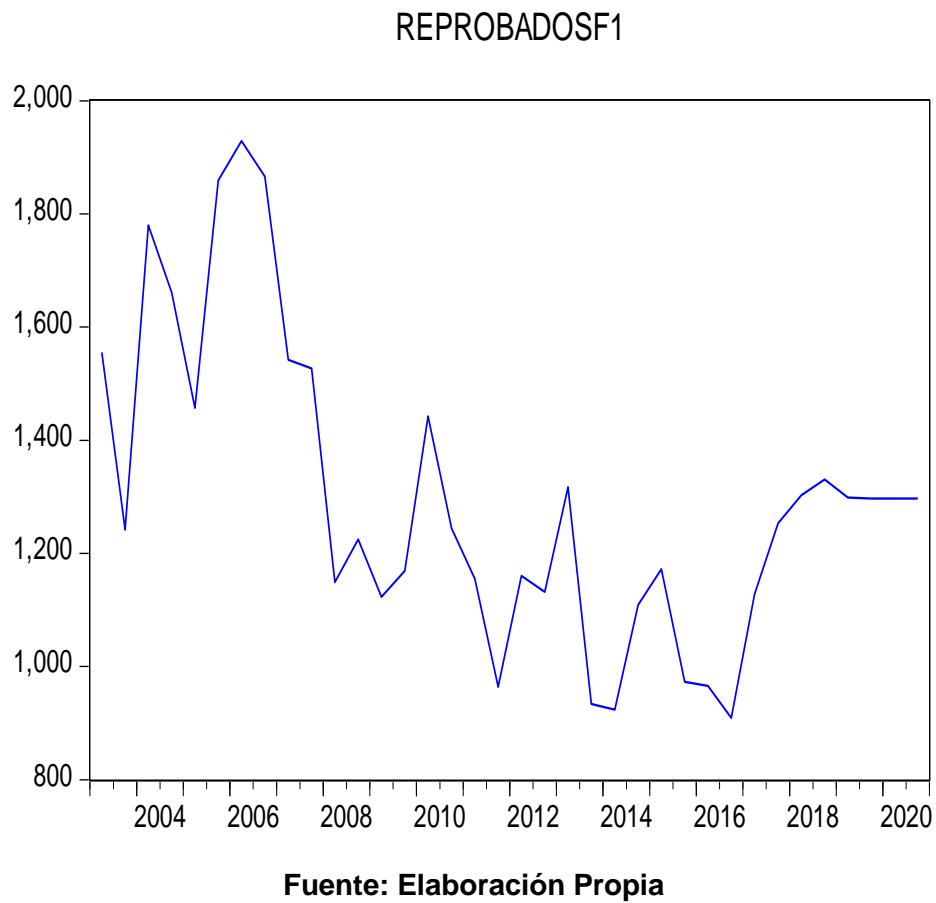


REPROBADOSF1	
2010S1	1442.000
2010S2	1244.000
2011S1	1155.000
2011S2	964.0000
2012S1	1160.000
2012S2	1132.000
2013S1	1317.000
2013S2	934.0000
2014S1	924.0000
2014S2	1109.000
2015S1	1172.000
2015S2	973.0000
2016S1	966.0000
2016S2	909.0000
2017S1	1128.000
2017S2	1253.000
2018S1	1302.954
2018S2	1330.316
2019S1	1298.548
2019S2	1296.845
2020S1	1296.845
2020S2	1296.845

Fuente: Elaboración Propia

Salieron los resultados haciendo los pasos correspondido en el programa eviews, en nuestra Grafica REPROBADOSF1, notamos como aún tiene tendencia a subir y bajar los datos que se predijeron, pero para el años 2019 se ve que no demuestra mucho diferencia en la frecuencia.

Gráfico 24. Resultados de Predicción.



Notamos que desde el año 2017 tiene una subida de datos y es sujeta a una recta en los datos, por lo tanto no son muy precisos los datos de predicción y no se ajustan a los datos reales

Tabla 11. Predicción con Arima para Reprobados

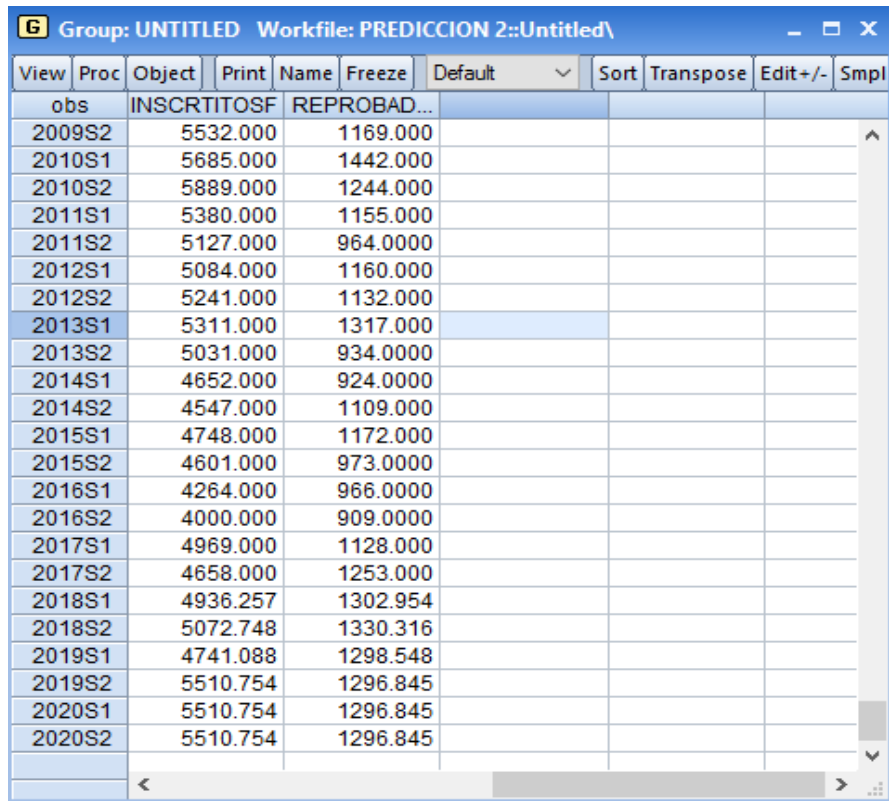
Dependent Variable: REPROBADOS				
Method: Least Squares				
Date: 06/04/18 Time: 10:17				
Sample (adjusted): 2003S1 2017S2				
Included observations: 30 after adjustments				
Convergence achieved after 11 iterations				
MA Backcast: 2001S2 2002S2				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1296.845	99.55213	13.02679	0.0000
MA(1)	0.655950	0.184220	3.560684	0.0015
MA(2)	0.482853	0.204577	2.360253	0.0260
MA(3)	0.316164	0.185283	1.706378	0.0999
R-squared	0.498393	Mean dependent var		1295.533
Adjusted R-squared	0.440515	S.D. dependent var		299.7319
S.E. of regression	224.1957	Akaike info criterion		13.78648
Sum squared resid	1306857.	Schwarz criterion		13.97331
Log likelihood	-202.7972	Hannan-Quinn criter.		13.84625
F-statistic	8.611120	Durbin-Watson stat		1.972351
Prob(F-statistic)	0.000389			
Inverted MA Roots	-.00+.69i	-.00-.69i	-.66	

Fuente: Elaboración Propia

Nuestro error es de 0.49 teniendo en cuenta que debe ser lo más pequeño posible y así tener una mejor precisión en nuestros datos, vemos que nuestro

error es de 0,498 como es pequeños tendríamos una buena precisión en nuestros datos con predicción.

Figura 8: Unión con los datos de Estudiantes Inscritos y Reprobados

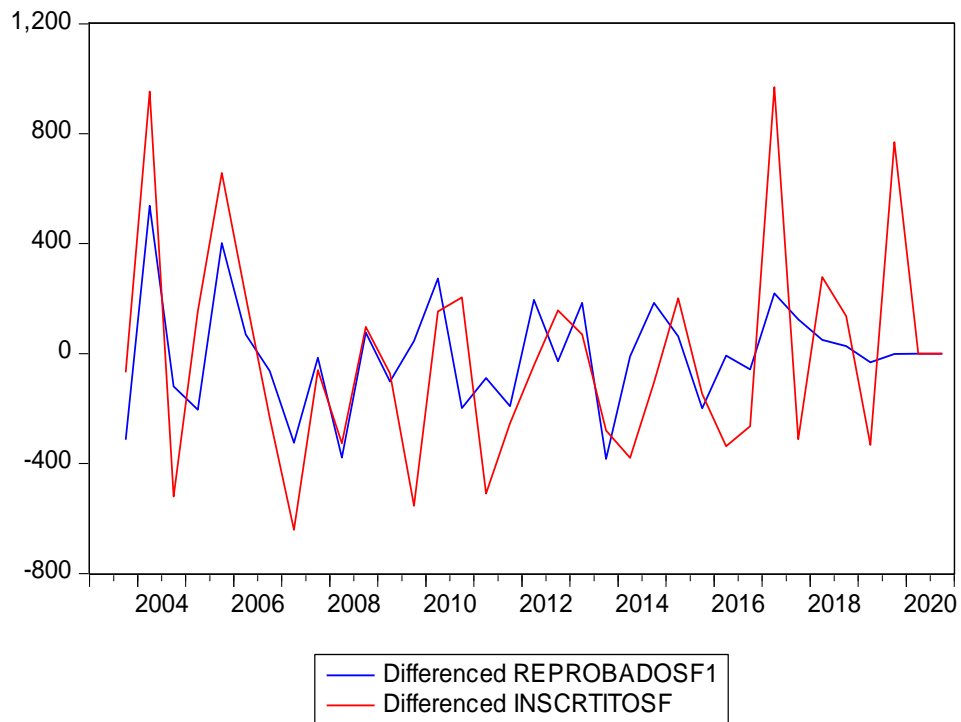


obs	INSCRTITOSF	REPROBAD...
2009S2	5532.000	1169.000
2010S1	5685.000	1442.000
2010S2	5889.000	1244.000
2011S1	5380.000	1155.000
2011S2	5127.000	964.0000
2012S1	5084.000	1160.000
2012S2	5241.000	1132.000
2013S1	5311.000	1317.000
2013S2	5031.000	934.0000
2014S1	4652.000	924.0000
2014S2	4547.000	1109.000
2015S1	4748.000	1172.000
2015S2	4601.000	973.0000
2016S1	4264.000	966.0000
2016S2	4000.000	909.0000
2017S1	4969.000	1128.000
2017S2	4658.000	1253.000
2018S1	4936.257	1302.954
2018S2	5072.748	1330.316
2019S1	4741.088	1298.548
2019S2	5510.754	1296.845
2020S1	5510.754	1296.845
2020S2	5510.754	1296.845

Fuente: Elaboración Propia

Hacemos esta unión para ver la diferencia que hay entre las dos variables y así poder ver que nuestra predicción se repite, por lo tanto necesitamos suavizar los datos y así poder tener una mejor precisión en los datos de predicción.

Gráfico 25. Predicción para Estudiantes Reprobados e Inscritos



Fuente: Elaboración Propia

En el grafico 25 la predicción , notamos la diferencia que hay en reprobados y inscritos .

En las gestiones con predicción , sobresalta la frecuencia de reprobacion de la gestion 2020 llego a tener casi la misma cantidad como sobresalio en la gestion 2017.

Método de Holt Winters

Tabla 12. Suavizamiento exponencial con Holt Winters

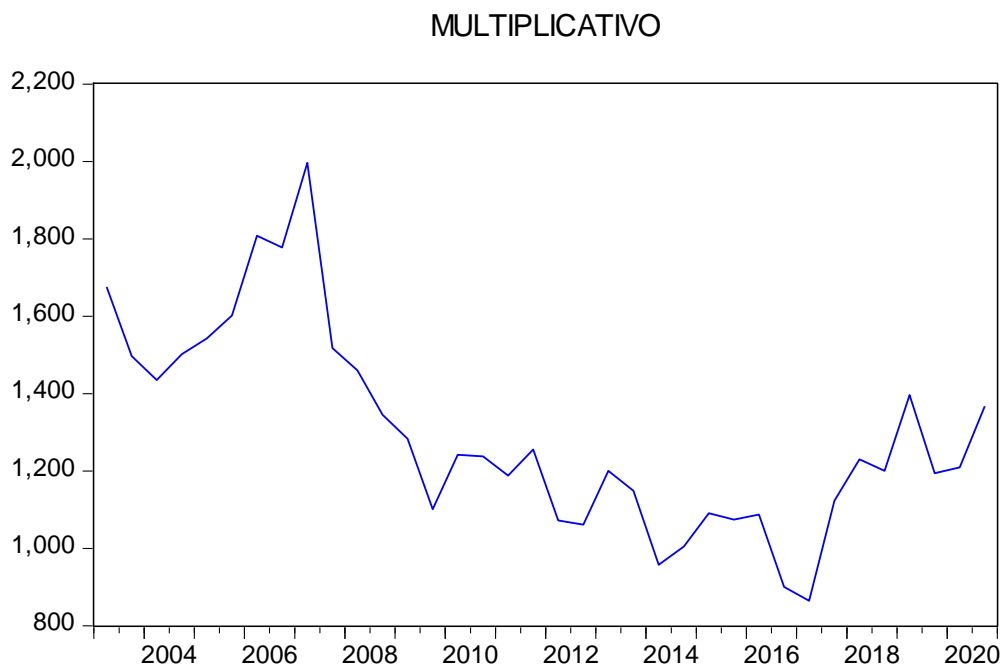
Sample: 2003S1 2020S2		
Included observations: 36		
Method: Holt-Winters Multiplicative Seasonal		
Original Series: REPROBADOSF1		
Forecast Series: MULTIPLICATIVO		
Parameters:	Alpha	0.6800
	Beta	0.0000
	Gamma	0.0000
Sum of Squared Residuals		1051396.
Root Mean Squared Error		170.8960
End of Period Levels: Mean		1302.862
Trend		-9.620263
Seasonals:		2018S1 1.036441
		2018S2 0.979955
		2019S1 1.069745
		2019S2 0.968093
		2020S1 0.933052
		2020S2 1.012713

Fuente: Elaboración Propia

Tiene un mejor predicción usando el metodo de Holt Winters y es constancia que vimos de resultados en Arima , no nos ayudaba a tener una predicción optima.

En la tabla 12. Realizamos el pronóstico de reprobados para el período 2018 al 2020, empleamos los parámetros obtenidos, para comprobar que se ajustan razonablemente las gestiones vemos los componentes que tienen el nivel, tendencia y estacionalidad.

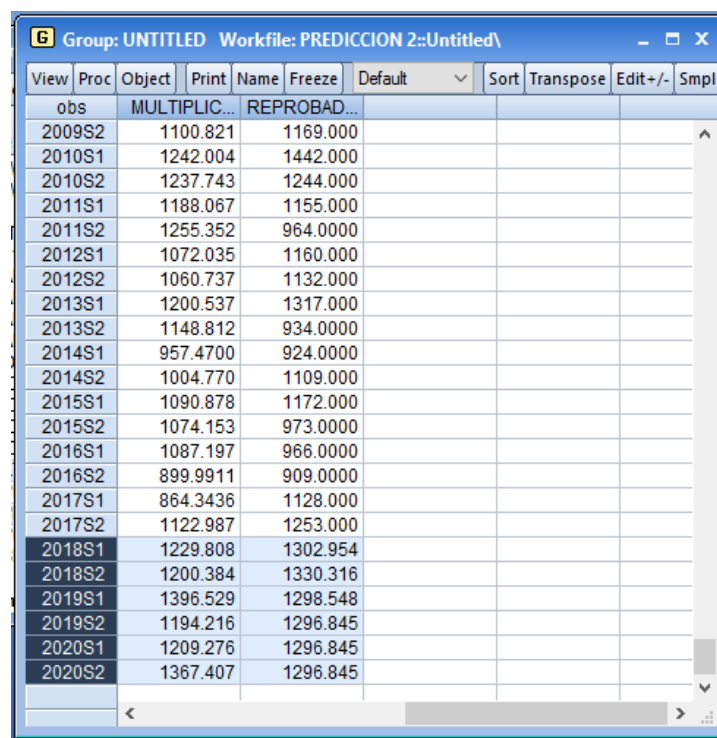
Grafico 26. Prediccion con el Metodo de Holt Winters



Fuente: Elaboración Propia

En el gráfico 26. Holt Winters se ve una mejora en la predicción en las gestiones 2018 tiene un las condiciones de lineamiento que nos pide el método aplicado.

Figura 9. Comparación de predicción con arima y el suavización de Hotl Winters

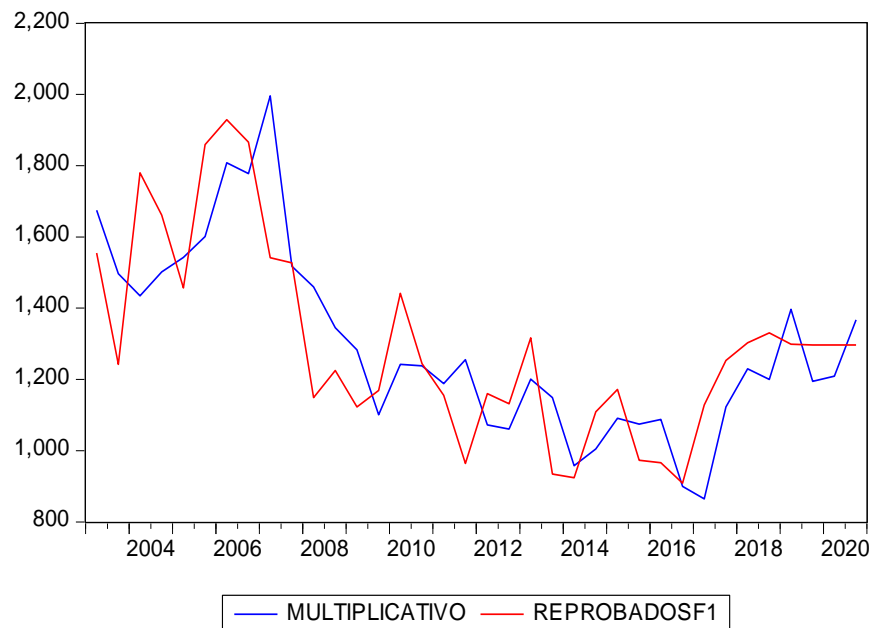


obs	MULTIPLIC...	REPROBAD...
2009S2	1100.821	1169.000
2010S1	1242.004	1442.000
2010S2	1237.743	1244.000
2011S1	1188.067	1155.000
2011S2	1255.352	964.0000
2012S1	1072.035	1160.000
2012S2	1060.737	1132.000
2013S1	1200.537	1317.000
2013S2	1148.812	934.0000
2014S1	957.4700	924.0000
2014S2	1004.770	1109.000
2015S1	1090.878	1172.000
2015S2	1074.153	973.0000
2016S1	1087.197	966.0000
2016S2	899.9911	909.0000
2017S1	864.3436	1128.000
2017S2	1122.987	1253.000
2018S1	1229.808	1302.954
2018S2	1200.384	1330.316
2019S1	1396.529	1298.548
2019S2	1194.216	1296.845
2020S1	1209.276	1296.845
2020S2	1367.407	1296.845

Fuente: Elaboración Propia

Se está realizando una comparación entre las predicciones y vemos que el multiplicativo tiene una mejor precisión en sus datos de predicción ya no son constantes, más bien llegan a tener diferencia en cada Gestion y Semestre.

Grafico 27. Suavización de Holt Winters



Fuente: Elaboración Propia

Diferencia de Métodos de Predicción:

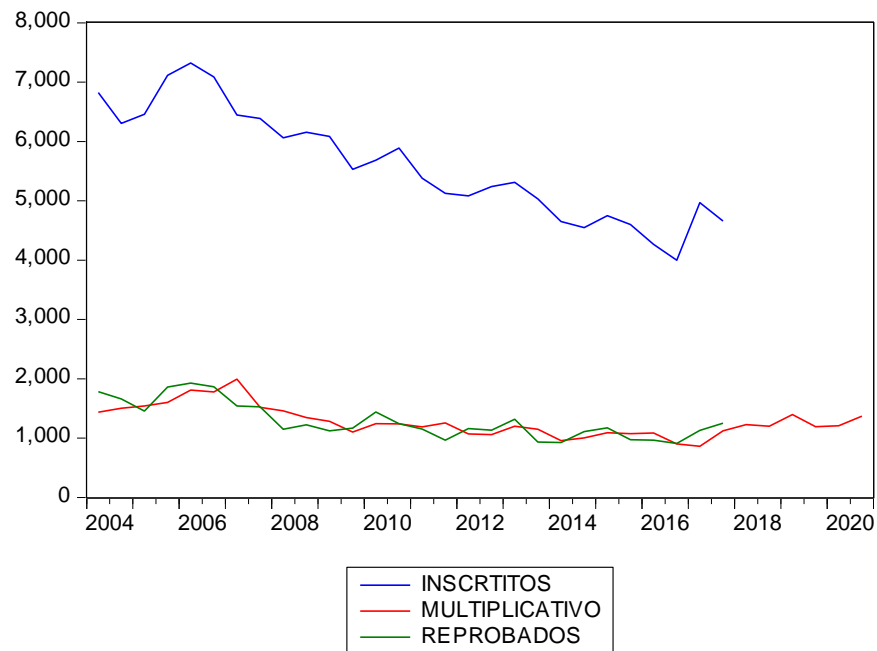
Figura 10. Diferencia de reprobados con el Método Arima y Holt Winters.

View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Default	Sort	Transpose	Edit+/-	Smpl
obs		INSCRIPTOS		MULTIPLIC...		REPROBAD...				
2009S2		5532.000		1100.821		1169.000				
2010S1		5685.000		1242.004		1442.000				
2010S2		5889.000		1237.743		1244.000				
2011S1		5380.000		1188.067		1155.000				
2011S2		5127.000		1255.352		964.0000				
2012S1		5084.000		1072.035		1160.000				
2012S2		5241.000		1060.737		1132.000				
2013S1		5311.000		1200.537		1317.000				
2013S2		5031.000		1148.812		934.0000				
2014S1		4652.000		957.4700		924.0000				
2014S2		4547.000		1004.770		1109.000				
2015S1		4748.000		1090.878		1172.000				
2015S2		4601.000		1074.153		973.0000				
2016S1		4264.000		1087.197		966.0000				
2016S2		4000.000		899.9911		909.0000				
2017S1		4969.000		864.3436		1128.000				
2017S2		4658.000		1122.987		1253.000				
2018S1		NA		1229.808		NA				
2018S2		NA		1200.384		NA				
2019S1		NA		1396.529		NA				
2019S2		NA		1194.216		NA				
2020S1		NA		1209.276		NA				
2020S2		NA		1367.407		NA				

Fuente: Elaboración Propia

Es una característica del modelo de Holt Winters se adapta con facilidad a los cambios drásticos del pronóstico, en nuestra grafica tiene un parecido en el ajuste con el comportamiento cambiante de estos datos.

Gráfico 28. Comparación con Predicción Arima y el Método de Holt Winters



Fuente: Elaboración Propia

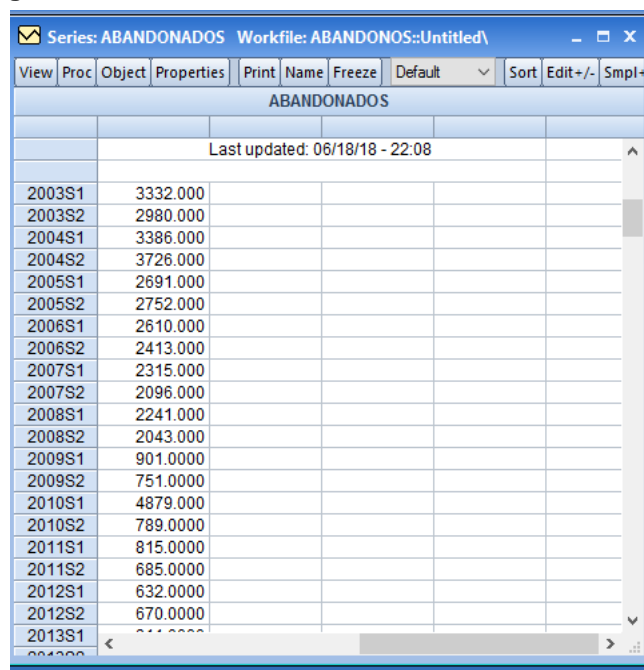
Notamos las líneas de color rojo es la predicción de Holt Winters y los verdes de reprobados, tiene un buen ajuste en las gestiones, su comportamiento es con precisión en las gestiones 2018 al 2020 que tiene predicción, notamos que rebajara la cantidad de estudiantes que abandonan la materia.

Anexo 3

En el Anexo 3. Se sacó los resultados de los estudiantes con abandono y se obtuvo el correlograma y la aplicación de predicción de Arima y el suavizamiento exponencial de Holt Winters.

Resultados de abandonos

Figura11. Frecuencia de Estudiantes con Abandono

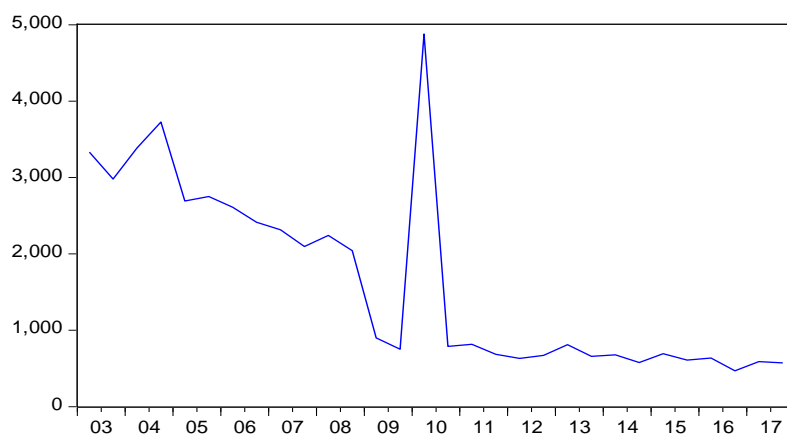


ABANDONADOS	
Last updated: 06/18/18 - 22:08	
2003S1	3332.000
2003S2	2980.000
2004S1	3386.000
2004S2	3726.000
2005S1	2691.000
2005S2	2752.000
2006S1	2610.000
2006S2	2413.000
2007S1	2315.000
2007S2	2096.000
2008S1	2241.000
2008S2	2043.000
2009S1	901.0000
2009S2	751.0000
2010S1	4879.000
2010S2	789.0000
2011S1	815.0000
2011S2	685.0000
2012S1	632.0000
2012S2	670.0000
2013S1	611.0000

Fuente: Elaboración Propia

En la figura 10. La frecuencia de estudiantes que abandonaron la materia inscrita. A continuación vemos su gráfica.

Gráfico 29. Gráfico de Estudiantes con Abandono de Materia
ABANDONADOS

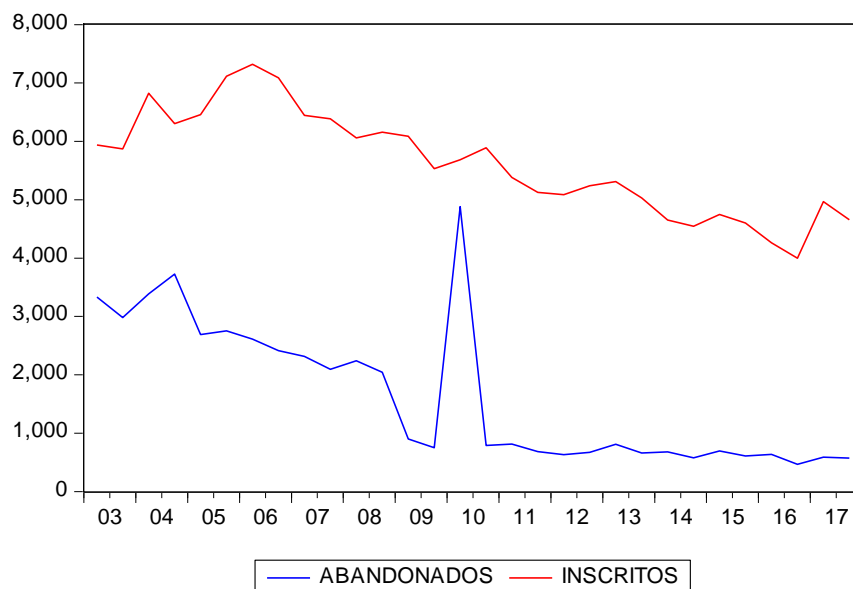


Fuente: Elaboración Propia

En esta grafica hay un fenómeno en la frecuencia de datos en la Gestion

I/ 2010 que sube una gran cantidad de estudiantes que abandonaron la materia por alguna fenómeno.

Gráfico 30. Resultados Estudiantes inscritos y con Abandono de Materia



Fuente: Elaboración Propia

Aquí vemos con más precisión como ese fenómeno de la Gestion 2010 rebasa a la cantidad de estudiante inscrito en sus materias. Podemos señalar que hay ruido blanco es una serie tal que su media es cero, la varianza es constante y es incorrelacinada.

PREDICCIÓN CON ARIMA.

Tabla 13.Predicción de abandonos

Dependent Variable: ABANDONADOS				
Method: Least Squares				
Date: 06/19/18 Time: 16:55				
Sample (adjusted): 2004S1 2017S2				
Included observations: 28 after adjustments				
Convergence achieved after 11 iterations				
MA Backcast: 2002S2 2003S2				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1510.319	368.7848	4.095394	0.0004
MA(1)	0.294562	0.188924	1.559154	0.1321
MA(2)	0.249129	0.188305	1.323004	0.1983
MA(3)	0.305599	0.190108	1.607501	0.1210
R-squared	0.280912	Mean dependent var	1524.714	
Adjusted R-squared	0.191026	S.D. dependent var	1193.768	
S.E. of regression	1073.710	Akaike info criterion	16.92719	
Sum squared resid	27668480	Schwarz criterion	17.11751	
Log likelihood	-232.9807	Hannan-Quinn criter.	16.98537	
F-statistic	3.125205	Durbin-Watson stat	1.860410	
Prob(F-statistic)	0.044545			
Inverted MA Roots	.17+.67i	.17-.67i	-.64	

Fuente: Elaboración Propia

La predicción sacamos con el modeo Arima , viendo que la probabilidad esta entre 0 y 1, A continuacion la grafica de predicción con arima.

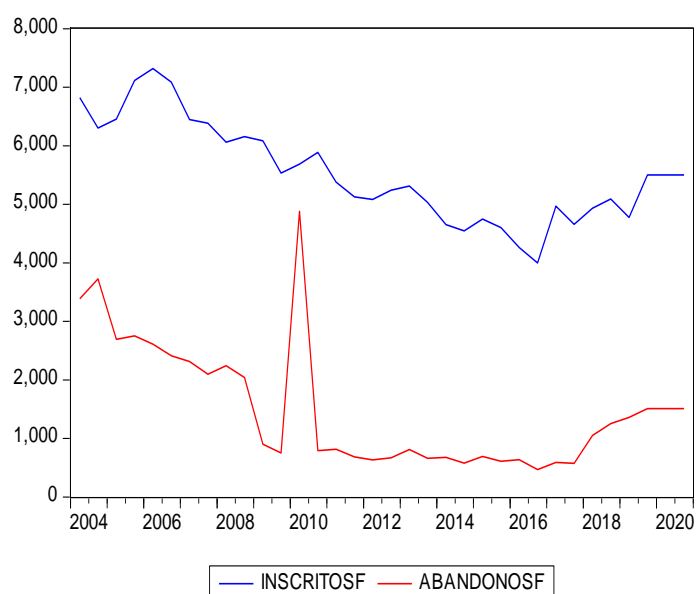
Figura 12. Unión de Inscritos y Abandonos para ver la Diferencia en Frecuencia

View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Default	Sort	Transpose	Edit+/-	Smpi
obs		INSCRITOSF		ABANDONO...						
2009S2		5532.000		751.0000						
2010S1		5685.000		4,879.00						
2010S2		5889.000		789.0000						
2011S1		5380.000		815.0000						
2011S2		5127.000		685.0000						
2012S1		5084.000		632.0000						
2012S2		5241.000		670.0000						
2013S1		5311.000		811.0000						
2013S2		5031.000		659.0000						
2014S1		4652.000		678.0000						
2014S2		4547.000		578.0000						
2015S1		4748.000		694.0000						
2015S2		4601.000		610.0000						
2016S1		4264.000		636.0000						
2016S2		4000.000		468.0000						
2017S1		4969.000		590.0000						
2017S2		4658.000		573.0000						
2018S1		4933.055		1,049.79						
2018S2		5089.652		1,252.88						
2019S1		4777.090		1,359.24						
2019S2		5501.296		1,510.32						
2020S1		5501.296		1,510.32						
2020S2		5501.296		1,510.32						

Fuente: Elaboración Propia

Se está realizando una comparación entre las predicciones y vemos que el multiplicativo tiene una mejor precisión en sus datos ya no son constantes, más bien llegan a tener diferencia en cada Gestion y Semestres.

Gráfico 31. Estudiantes Inscritos y Abandonaron la Materia



Fuente: Elaboración Propia

En nuestra grafica 31, vemos el abandono de las materias que tomaron en el semestre I/2010 casi llegando a la misma cantidad de estudiantes inscritos, este factor no sabemos porque se dio, pero es una alerta en ver que pudo pasar, para las otras gestiones se ve que en la Gestion 2016, hubo muy pocos estudiantes que abandonaron materia a diferencia de inscritos, para las predicciones vemos un comportamiento similar.

Aplicación en el método de Holt Winters.

Tabla 14. Ecuaciones de Predicción con el Método de Holt Winters

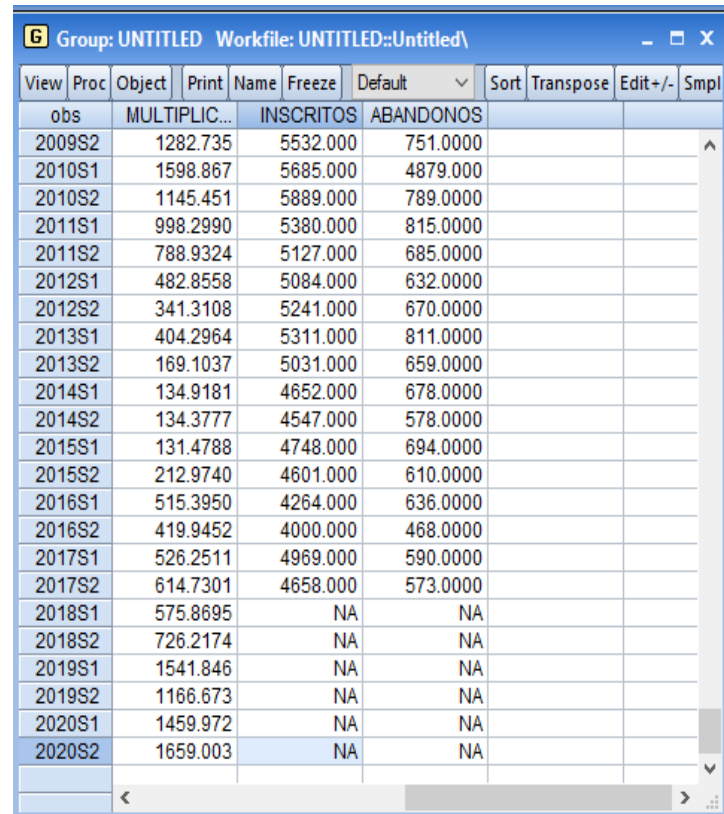
Date: 06/19/18 Time: 09:05			
Sample: 2003S1 2020S2			
Included observations: 36			
Method: Holt-Winters Multiplicative Seasonal			
Original Series: ABANDONOSF			
Forecast Series: MULTIPLICATIVO			
Parameters:	Alpha		0.1000
	Beta		0.7600
	Gamma		0.0000
Sum of Squared Residuals			20267757
Root Mean Squared Error			750.3288
End of Period Levels:	Mean		1649.687
	Trend		179.2363
	Seasonals:	2018S1	0.834187
		2018S2	0.836614
		2019S1	1.402015
		2019S2	0.936671
		2020S1	0.993878
		2020S2	0.996634

Fuente: Elaboración Propia

En la tabla 14. Realizamos el pronóstico de reprobados para el período 2018 al 2020, empleamos los parámetros obtenidos, para comprobar que se

ajustan razonablemente las gestiones vemos los componentes que tienen el nivel para tendencia y estacionalidad.

Figura13. Comparación con el Método de Holt Winters Multiplicativo

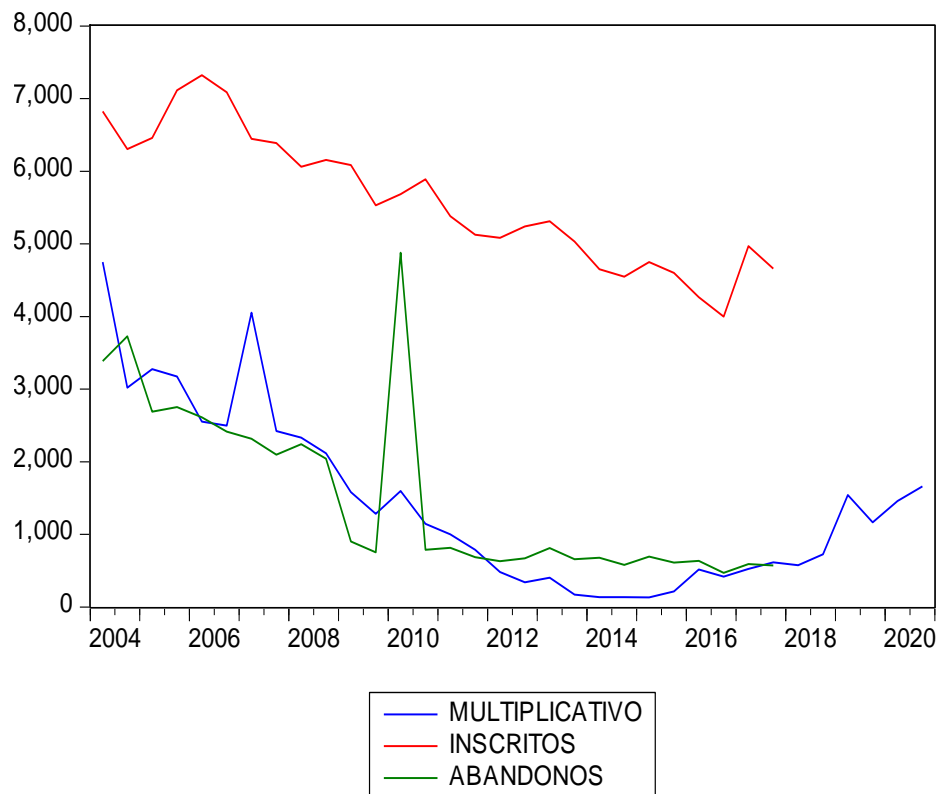


obs	MULTIPLIC...	INSCRITOS	ABANDONOS
2009S2	1282.735	5532.000	751.0000
2010S1	1598.867	5685.000	4879.000
2010S2	1145.451	5889.000	789.0000
2011S1	998.2990	5380.000	815.0000
2011S2	788.9324	5127.000	685.0000
2012S1	482.8558	5084.000	632.0000
2012S2	341.3108	5241.000	670.0000
2013S1	404.2964	5311.000	811.0000
2013S2	169.1037	5031.000	659.0000
2014S1	134.9181	4652.000	678.0000
2014S2	134.3777	4547.000	578.0000
2015S1	131.4788	4748.000	694.0000
2015S2	212.9740	4601.000	610.0000
2016S1	515.3950	4264.000	636.0000
2016S2	419.9452	4000.000	468.0000
2017S1	526.2511	4969.000	590.0000
2017S2	614.7301	4658.000	573.0000
2018S1	575.8695	NA	NA
2018S2	726.2174	NA	NA
2019S1	1541.846	NA	NA
2019S2	1166.673	NA	NA
2020S1	1459.972	NA	NA
2020S2	1659.003	NA	NA

Fuente: Elaboración Propia

Estamos haciendo esta comparación para ver como los datos de predicción se ajustan a los datos reales, con más facilidad veremos en la gráfica el comportamiento que tendrá

Gráfico 32. Comparación sin Predicción y Predicción de Holt Winters



Fuente: Elaboración Propia

Es una característica del modelo de Holt Winters se adapta con facilidad a los cambios drásticos del pronóstico, en nuestra grafica tiene un parecido en el comportamiento cambiante de estos datos, pero sin embargo notamos que en algunas gestiones no existe la precisión que necesitaríamos. Aun así tenemos una predicción que rebaja en las gestiones, pero considerando que en la gestión II/2020 sube sus datos con un pequeño cambio.

ANEXO 4

6.1 .Presupuesto que manejan para cada Acreditación

El presupuesto asignado para cada carrera entra a la acreditación es de 180.000 bs. El presupuesto viene de los fondos IDH, para proyectos de calidad académica y acreditación.

HCU-672/05: Distribución de IDH para gastos y fondos de la U.M.S.A

Artículo 4: Acreditación. Programa para mejoramiento de la Calidad Académica, Investigación e Interacción Social y Evaluación y Acreditación³

COSTOS EN CURSOS DE TEMPORADA

Para poder realizar el diagnóstico y conocer los costos que influyen en los estudiantes que reprobaron y que quieren adelantar materia.

Dependemos de la magnitud de los Estudiantes que requieren estos cursos.

Se determina la cantidad de estudiantes para una Pre-Inscripción.

En uno de los Artículos del Reglamento de cursos Intensivos de temporada “Verano e Invierno”. Explica en el Artículo 4° Objetivo del Curso de Temporada. Ofertar a los alumnos regulares de las carreras de la Universidad Mayor de San Andrés la opción de cursar en forma intensiva en cada temporada, para nivelar y/o adelantar hasta dos asignaturas, cumpliendo con los requisitos y pre-requisitos establecidos en los planes de estudio y reglamentos facultativos.

En el caso de los costos que se determinara mediante la carrera dependiendo de las materias habilitadas. En el Reglamento de Cursos Intensivos de Temporada (Verano e Invierno), nos dice. Artículo 8° Del costo del curso intensivo. La Carrera, con homologación del Honorable Consejo Facultativo,

determinará del costo de la inscripción por materia, en función del presupuesto de ingresos y gastos a ser ejecutados. Y en CAPITULO III DE LO ECONOMICO. FINANCIERO: Artículo 9° Del financiamiento. Los Cursos Intensivos de Temporada serán autofinanciados con recursos obtenidos por concepto de inscripción de los estudiantes interesados en el programa a través del pago de un monto determinado por materia, cubrirá fundamentalmente el costo de servicios personales e insumos que demande el curso en cumplimiento de normas vigentes.

Estos son los costos que devenga en los cursos de temporada (Invierno y de Verano) tomando en cuenta que son cursos cortos por 4 a 6 semanas, con carga horaria por asignatura de 80 horas, para programar entre una y dos asignaturas, en espacios intersemestres que caen en invierno (junio –julio) y/o verano (diciembre-enero)⁴

Tabla 15. Costos de Inscripcion en Cursos de Temporada

CURSOS DE TEMPRADA	CANTIDAD DE EST. INSCRITOS	COSTOS DE INSCRIPCION	COSTO TOTAL DE INSCRIPCION BS
CURSOS DE INVIERNO	Gratuito	Gratuito	0
CURSOS DE VERANO	249	200	49,800

Fuente: Elaboración Propia

En el caso de la Carrera de Agronomía los cursos de verano son gratuitos para los estudiantes ya que se decidió en consejo Facultativo. Por lo tanto los cursos de verano se pagan un precio por alumno de 200 bs por cada materia. Tomando en cuenta que solo 2 materias pueden inscribirse.

⁴ HCU-93/06 - Reglamento de Curso Intensivo de Temporada (verano e invierno) en la UMSA en sus VIII capítulos y 37 artículos : gaceta.umsa.bo/handle/umsa/323

Cada materia puede tener una cantidad mínima de 20 estudiantes por docente. Se abre una pre-inscripción para poder así saber qué cantidad de estudiantes solicita una materia y pueda ser habilitada.

Gráfico 33. Costos de Inscripción de Cursos de Temporada

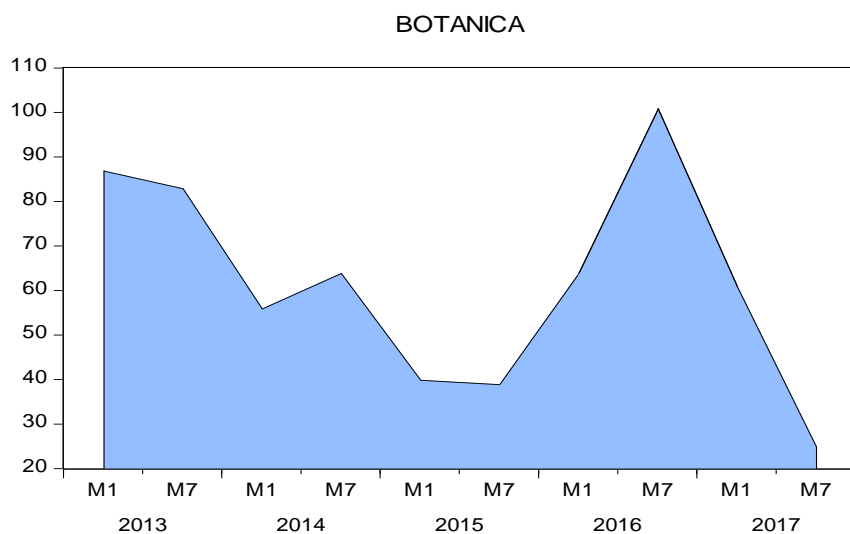


Fuente: Elaboración Propia

Para poder diagnosticar mejor el benéfico que puede dar las predicciones, se realizará una predicción con los datos de estudiantes que tienen una cantidad alta de reprobación en la materia de Botánica General de los cursos regulares. Solo tomaremos 6 gestiones próximas para la predicción.

A continuación vemos la gráfica siguiente.

Gráfico 34. Frecuencia de Estudiantes Reprobados en la Materia Botanica



Fuente: Elaboración Propia

En la materia de Botánica vemos la frecuencia de estudiantes que reprobaron en gestiones diferentes, tomamos esta materia como ejemplo, porque es la que más estudiantes tienen como reprobados.

Tabla 16. Predicción con Arima

Method: Least Squares					
Date: 06/21/18 Time: 12:47					
Sample (adjusted): 2014S1 2017S2					
Included observations: 8 after adjustments					
Convergence achieved after 10 iterations					
MA Backcast: 2013S1 2013S2					
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.	
BOTANICA	-0.011655	0.114896	-0.101443	0.9231	
MA(1)	0.047435	0.093376	0.508001	0.6331	
MA(2)	-0.886333	0.090949	-9.745370	0.0002	
R-squared	0.588522	Mean dependent var			-7.250000
Adjusted R-squared	0.423930	S.D. dependent var			28.88277
S.E. of regression	21.92181	Akaike info criterion			9.292837
Sum squared resid	2402.828	Schwarz criterion			9.322628
Log likelihood	-34.17135	Hannan-Quinn criter.			9.091912
Durbin-Watson stat	1.945169				
Inverted MA Roots	.92	-.97			

Fuente: Elaboración Propia

Nuestro error es considerable porque es pequeño tenemos un 0.588 y nuestra probabilidad está en los rangos de aceptación.

Tabla 17. Predicción con Holt Winters Multiplicativo

Date: 06/21/18 Time: 12:50		
Sample: 2014S1 2020S2		
Included observations: 14		
Method: Holt-Winters Multiplicative Seasonal		
Original Series: BOTANICAF		
Forecast Series: MULTIPLICATIVO		
<hr/>		
Parameters:	Alpha	0.0000
	Beta	0.0000
	Gamma	0.0000
Sum of Squared Residuals		2368.154
Root Mean Squared Error		13.00592
<hr/>		
End of Period Levels:	Mean	44.22418
	Trend	-1.565951
	Seasonals:	
	2018S1	0.794906
	2018S2	0.898858
	2019S1	1.118359
	2019S2	1.475543
	2020S1	0.977766
	2020S2	0.734568

Fuente: Elaboración Propia

Nuestro parámetro son 0 de cada uno y mi error es menor al error de arima , teniendo un error de 0.58, luego bajé el error de Holt Winter a 0.13, así que obtuvimos un buen ajuste por tener un error pequeño.

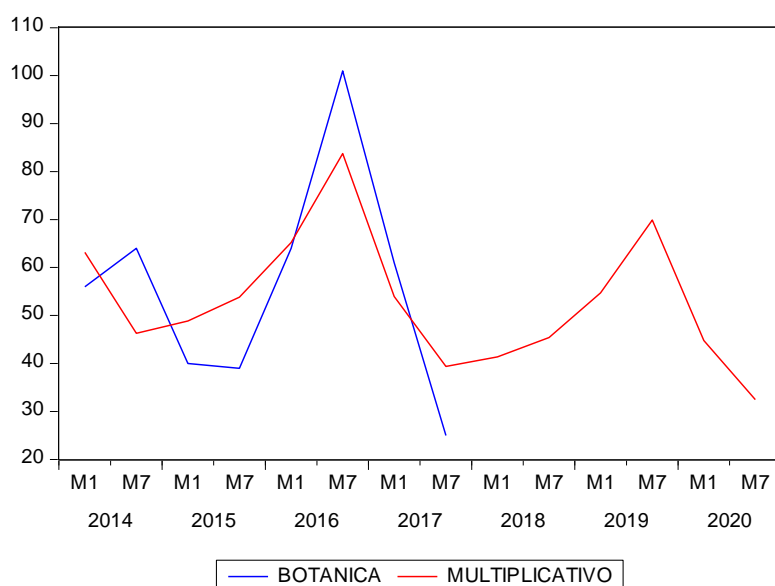
Figura 14. Comparación sin Predicción y con Predicción en Holt Winters

View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Default	Sort	Transpose	Edit+/-	Smpl
obs		BOTANICA		MULTIPLIC...						
2014S1		56.00000		63.14566						
2014S2		64.00000		46.28927						
2015S1		40.00000		48.84667						
2015S2		39.00000		53.82693						
2016S1		64.00000		65.22016						
2016S2		101.0000		83.73969						
2017S1		61.00000		53.95886						
2017S2		25.00000		39.38748						
2018S1		NA		41.37797						
2018S2		NA		45.38153						
2019S1		NA		54.71239						
2019S2		NA		69.87592						
2020S1		NA		44.77206						
2020S2		NA		32.48569						

Fuente: Elaboración Propia

En nuestro gráfico de comparación notamos que tiene una precisión en los datos de predicción tiene un comportamiento similar a las anteriores gestiones.

Gráfico 35. Gráfico de Comparación



Fuente: Elaboración Propia

Esta predicción que hacemos nos ayuda a ver que en los próximos años tendrá una pequeña diferencia de alumnos que no reprobaran con tanta magnitud la materia de botánica. En cambio para el semestre II / 2019 tiene una considerable frecuencia de estudiantes reprobados.

Por lo tanto estas predicciones nos ayuda a prevenir en la carrera de agronomía la cantidad de estudiantes que lleguen a inscribirse en los cursos de temporada, la carrera puede optar por abrir un paralelo más, para no tener tanta demanda estudiantil o por lo contrario puede cerrar la materia que no tiene tanto estudiantes reprobado y optar por abrir otras materias con igual demanda y así ayudar a los estudiantes que no lograron aprobar o quieran adelantar otra materia que no abrieron o está cerrada.

ANEXO 5

Fotos de la Carrera de Agronomía

Procesos de Enseñanza – Aprendizaje: Actividades Educativas

La carrera de agronomía incorpora asignaturas acordes a las nuevas tecnologías científicas generadas en el sector agropecuario. Asimismo, incluye nuevas asignaturas acorde con las nuevas políticas públicas del Estado Plurinacional de Bolivia, como la producción orgánica, el cuidado del medioambiente, la contaminación ambiental, la gestión del riesgo, el cambio climático y la promoción de una cultura de resiliencia.

Así mismo, incorpora asignaturas transversales necesarias en la mejora de la formación profesional del futuro Ingeniero agrónomo, tales como Idioma inglés, idiomas nativos, Seguridad y Soberanía Alimentaria, Agronegocios, Cambio Climático y Gestión de Riesgos, Legislación y Política Agroambiental, Modelación Matemática Aplicada, etc. Estas Asignaturas Transversales, podrán ser tomadas por los estudiantes de cualquier área de competencia o Familia Laboral y se sumarán los créditos obtenidos.

Fotografía 1. Aulas donde pasan Clases Estudiantes de Agronomía



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

Existe evidencia de la utilización de medios y herramientas pedagógicos adecuados para realizar el proceso de enseñanza-aprendizaje de los estudiantes en la Carrera, mismos que son necesarios en la disertación de clases teórica y prácticas, mismos que son necesarios en la disertación de clases teórica y prácticas

Fotografía 2: Aulas donde pasan clases Estudiantes de Agronomía



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

Docentes y entre ambos estamentos; en la ejecución de trabajos de investigación dirigidos a la comunidad, tiene por propósito impulsar el Desarrollo Sustentable y de interacción con las familias rurales, actividades de capacitación y asistencia técnica.

Fotografía 3: Capacitación -Taller en el Auditorio del 5 Piso de la Facultad de Agronomía



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

Se complementan conocimientos de las sesiones teóricas de las asignaturas y se realizan de acuerdo a la necesidad, a la complementariedad y planificación de las mismas.

Fotografía 4: Aula de Estudiantes - Estacion de Viacha



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

Se tiene los sitios de prácticas que son: el Centro Experimental de Cota Cota ubicada cerca al centro de la ciudad; la Estación Experimental de Choquenaira apta para la agricultura andina; la Estación Experimental de Sapecho ideal para la práctica de agricultura de tierras bajas con especie propias de clima tropical y la Estación Experimental de Patacamaya con agricultura y ganadería andina.

Fotografía 5. Estudiantes aprendiendo en campo abierto, Estación de Choquenaira



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

Los trabajos cooperativos entre docentes y estudiantes, tal como sería de esperar son mínimos, los eventos realizados son actividades extracurriculares entre algunos docentes y estudiantes

Fotografía 6. Estudiantes practicando y aprendiendo en una de las estaciones sobre la producción



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

Está un funcionamiento en la Sede de Sapecho, Provincia Sud Yungas, un paralelo de la Carrera de Ingeniería Agronómica, lo que se constituye en un hito pues es la primera carrera de la UMSA en descentralizarse completamente y funcionar con fondos asignados a la Facultad de Agronomía, provenientes del gobierno central.

Estación Experimental de Sapecho (EES), ubicada en la zona subtropical, con características propias de un predio para la producción de cultivos tropicales, está en la provincia Sud Yungas, cuenta con infraestructura renovada para actividades académicas, de formación para agricultores, áreas de producción de frutales tropicales, viveros frutícolas, bancos de germoplasma vivos de cacao, achiote, cítricos, bananos principalmente.

Fotografía 7. Apertura de la facultad de Agronomía - Estación Alto Beni



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

La Carrera tiene nuevas aulas y laboratorios en la Estación de Cota Cota, con los que se va fortalecer las actividades educativas obligatorias, complementarias, multidisciplinarias y de extensión hacia el medio rural, hacia las empresas del sector agroindustrial y comercial; así como, la participación de docentes y estudiantes en los procesos de evaluación.

Fotografía 8: prácticas de campo en el centro experimental de cota cota



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

Se tiene en marcha la elaboración del Proyecto a Diseño Final de Laboratorios y Clínica Veterinaria bajo estándares Internacionales.

Fotografía 9: Módulo de Apicultura en el Centro Experimental de Cota Cota



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

Las actividades educativas y de investigación en el medio rural y pocas en el ámbito agroindustrial, son tareas a efectuarse en la Carrera, tanto por convenios asumidos por la Carrera con agricultores y comunidades rurales con el propósito de realizar acciones conjuntas entre los comunarios (agricultores) con grupos de estudiantes, de docentes y entre ambos estamento.

Fotografía 10: Extencion alos comuninarios de comunidades aledañas a la EstacionEexperimental de Choquenaira



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

La Carrera y la Facultad, cuentan con once laboratorios para la realización de trabajos prácticos e investigación como parte complementaria en la formación de los estudiantes, mismas que están ubicadas en el edificio central de la Carrera y que se hallan equipadas en cuanto a equipos, ordenadores, instrumentales, reactivos y otros materiales con las mínimas exigencias de funcionamiento, pero que cubren las necesidades y requerimientos y exigencias de los docentes y estudiantes.

Fotografía 11: Clase de Botánica sistemática en el Laboratorio en Botánica

Impartido por el Ing. Félix Rojas



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

La Carrera dispone de cuatro campos experimentales ubicados en zonas estratégicas desde el punto de vista agroecológico en la fisiografía del departamento de La Paz, mismas que están dotadas de infraestructura necesaria, mobiliario, equipamiento y mecanización requerida, áreas de producción y de investigación, para la formación de los estudiantes con la asistencia de los docentes, cuyo acceso es con la participación del docente de la asignatura que requiere de la parte práctica o experimental en dichos predios, acuden en jornadas y horarios establecidos en la Dirección de Carrera. El centro de mayor asistencia y accesibilidad es el Centro Experimental de Cota Cota (CECC).

Fotografía 12: Producción de Lechugas Orgánicas en el Centro Experimental de Cota Cota



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

Aquí los estudiantes realizan sus prácticas de campos y de investigación, ligadas a las asignaturas del pensum curricular, el centro tiene la infraestructura, equipamiento, áreas de cultivos, módulos de crianza de animales menores principalmente. La Estación Experimental de Choquenaira (EECH).

Fotografía 13: Crianza de Animales en el Centro Experimental de Choquenaira



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

Dotada de infraestructura necesaria incluido internado para estudiantes y agricultores en proceso de capacitación, para fines académicos, administrativos y laboratorios; áreas de cultivos anuales, cultivo de forrajeras y de experimentación, módulos de cría de ganado (principalmente ovino, vacuno y camélido), se cuenta con bancos de germoplasma de tubérculos andinos, granos andinos, producción láctea y derivados.

Fotografía 14: Venta de Productos de Estaciones Experimentales



FUENTE: Elaboración en base de Información y datos estadísticos de la Carrera de Ingeniería Agronómica: Instrumentos de Autoevaluación para la acreditación.

La Facultad de Agronomía de la Universidad Mayor de San Andrés (UMSA) puso a la venta verduras, hortalizas y frutas que producen estaciones experimentales. También se ofertó quinua producida en la estación experimental de Patacamaya y se prevé que en el futuro inmediato, se cuente con productos de las otras estaciones experimentales que se encuentran en Sapecho, Choquenaira y Patacamaya.

De la estación de Sapecho, traeremos cítricos, café, cacao, banano y otros, la estación de Choquenaira produce quesos de excelente calidad, papa gourmet y a medida que superemos las expectativas y se incremente la demanda ampliaremos nuestros horarios de atención, actualmente abrimos los viernes en predios de la Facultad y esperamos ampliar el servicio los días martes y viernes.