

UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO

ESCUELA DE POST GRADO

DOCTORADO EN CIENCIA, TECNOLOGIA Y MEDIO AMBIENTE



**EVAPOTRANSPIRACIÓN EN FUNCIÓN DE FACTORES Y ELEMENTOS DEL
CLIMA EN EL ALTIPLANO PERUANO**

TESIS

PRESENTADA POR:

EDUARDO LUIS FLORES QUISPE

PARA OPTAR EL GRADO ACADÉMICO DE:

DOCTORIS SCIENTIAE

EN CIENCIA, TECNOLOGIA Y MEDIO AMBIENTE

PUNO - PERÚ

2013

UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO - PUNO
BIBLIOTECA CENTRAL AREA DE TESIS
Fecha Ingreso: 16 OCT 2014
Nº 100707

UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO

ESCUELA DE POST GRADO

DOCTORADO EN CIENCIA, TECNOLOGIA Y MEDIO AMBIENTE



**EVAPOTRANSPIRACIÓN EN FUNCIÓN DE FACTORES Y ELEMENTOS DEL
CLIMA EN EL ALTIPLANO PERUANO**

TESIS

PRESENTADA POR

EDUARDO LUIS FLORES QUISPE

PARA OPTAR EL GRADO ACADÉMICO DE

DOCTORIS SCIENTIAE

EN CIENCIA, TECNOLOGÍA Y MEDIO AMBIENTE

PUNO – PERÚ

2013

UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO
ESCUELA DE POST GRADO
DOCTORADO EN CIENCIA, TECNOLOGIA Y MEDIO AMBIENTE

EVAPOTRANSPIRACIÓN EN FUNCIÓN DE FACTORES Y ELEMENTOS DEL
CLIMA EN EL ALTIPLANO PERUANO

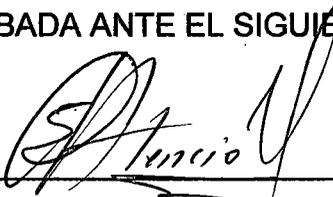
TESIS

PRESENTADA POR:

EDUARDO LUIS FLORES QUISPE

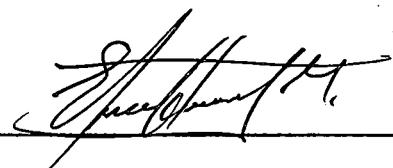
SUSTENTADA Y APROBADA ANTE EL SIGUIENTE JURADO:

PRESIDENTE

: 

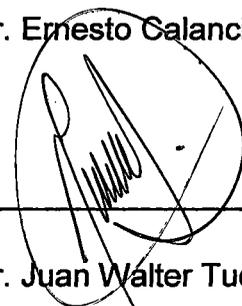
Ph.D. Sabino Atencio Limachi

PRIMER MIEMBRO

: 

Dr. Ernesto Galancho Mamani

SEGUNDO MIEMBRO

: 

Dr. Juan Walter Tudela Mamani

ASESOR

: 

Dr. Edmundo Moreno Terrazas

DEDICATORIA

A mi padre Eduardo, A mi madre
Dora Luisa, A mi hermana Mayda
Yanira, por todo el apoyo y
comprensión que me dan en todo
momento de mi existencia.

Al trabajo humano que busca siempre
la realización de los sueños y a la
investigación científica que busca la
verdad del conocimiento.

AGRADECIMIENTOS

A los docentes del programa de Doctorado en Ciencia, Tecnología y Medio Ambiente por transferir sus conocimientos en los procesos de investigación científica.

A los jurados revisores de tesis por orientarme en mejorar la presente investigación con sus sugerencias y por el aliento que brindan para hacer una satisfactoria culminación del trabajo.

A mis asesores que permitieron mejorar el trabajo con sus recomendaciones y sugerencias.

A todos los que me ayudaron a culminar mis estudios de Doctorado en la Universidad Nacional del Altiplano.

ÍNDICE

DEDICATORIA.....	iii
AGRADECIMIENTOS	iv
ÍNDICE.....	v
LISTA DE CUADROS	ix
LISTA DE FIGURAS.....	xiv
LISTA DE SÍMBOLOS Y ABREVIATURAS.....	xvi
RESUMEN	xvii
INTRODUCCIÓN	xix
CAPITULO I.....	1
EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	1
1.1. Problema general.....	1
1.1.1. Planteamiento del problema	1
1.1.2. Formulación del problema.....	3
1.2. Justificación.....	3
1.3. Contribución de la Investigación.....	5
1.4. Limitaciones de la Investigación	7
1.5. Objetivos.....	7
1.5.1. Objetivo general.....	7
1.5.2. Objetivos específicos.....	7
1.6. Hipótesis.....	8
1.6.1. Hipótesis general	8
1.6.2. Hipótesis específicas.....	8
CAPITULO II.....	9
MARCO TEÓRICO	9
2.1. ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACION.....	9
2.2. MARCO REFERENCIAL.....	11
2.2.1. Evapotranspiración de referencia y del cultivo.....	12
2.2.2. Análisis de sensibilidad de modelos de evapotranspiración.....	14
2.2.3. Modelos físicamente basados de evapotranspiración	16
2.2.4. Modelos empíricos de evapotranspiración	19

2.2.5. Modelos de evapotranspiración en base a datos de tanque de evaporación.....	26
2.2.6. Modelos estocásticos para pronóstico de la evapotranspiración.....	28
2.2.7. Modelos de evapotranspiración basados en sensores remotos	29
2.2.8. Aproximación de la evapotranspiración potencial $E_t(\tau)$ por series de Fourier.....	35
2.2.9. Modelo de regresión regional para la evapotranspiración potencial $E_t(\tau)$	36
2.2.10. Modelos de estimación de la ETP para el Altiplano de Puno.....	38
2.2.11. Ecuación alternativa para ETo cuando faltan datos climáticos	40
2.2.12. Determinación de la evapotranspiración.....	41
2.2.13. Medición de la evapotranspiración	41
2.2.14. Método del tanque de evaporación clase "A"	42
2.2.15. Coeficiente del tanque evaporímetro	45
2.2.16. Método de FAO Penman-Montheit	46
2.2.17. Parámetros de la ecuación FAO Penman-Montheith.....	48
2.2.18. Etapas en la elaboración de un modelo matemático hidrológico.....	51
2.2.19. Análisis Clúster.....	53
2.2.20. Modelo de regresión múltiple	53
2.2.21. Estimación mínimo-cuadrática de la regresión múltiple	54
2.2.22. Medidas de la bondad del ajuste en la regresión múltiple	54
2.2.23. Dósimas en el análisis múltiple	55
2.2.24. Supuestos para el modelo de regresión múltiple	57
2.2.25. Estimación por máxima verosimilitud (MV).....	58
2.3. MARCO CONCEPTUAL	62
2.3.1. Evaporación	62
2.3.2. Transpiración	63
2.3.3. Evapotranspiración	64
2.3.4. Evapotranspiración potencial y de referencia.....	64
2.3.5. Evapotranspiración potencial.....	66
2.3.6. Sistema hidrológico	68
2.3.7. Modelos	68
2.3.8. Modelos determinísticos.....	68
2.3.9. Modelos estocásticos	69
CAPÍTULO III.....	70
METODOLOGÍA	70

3.1.Ámbito de estudio.....	70
3.2.Características Geográficas	71
3.2.1.Climatología	71
3.2.2.Temperatura.....	71
3.2.3.Humedad.....	71
3.2.4.Precipitaciones.....	72
3.3.Información Meteorológica	72
3.4. Información Cartográfica.....	73
3.5.Equipos	73
3.6.Métodos	73
3.7.Tamaño de muestra.....	74
3.8. Metodología para determinar la relación entre la evapotranspiración y factores climáticos..	75
3.8.1. Técnicas de recopilación de datos	75
3.8.2. Método de FAO Penman-Montheit	76
3.8.3. Método del tanque Clase “A”	77
3.8.4. Ecuación de Hargreaves-Samani	78
3.8.5. Determinación de la evapotranspiración de referencia.....	79
3.8.6. Conglomerados homogéneos.....	79
3.8.7. Técnicas estadísticas paramétricas y no paramétricas	80
3.8.8. Análisis Cluster.....	80
3.8.9. Modelo de regresión entre evapotranspiración de referencia y factores del clima	81
3.9. Metodología para determinar la relación entre evapotranspiración y elementos del clima....	81
3.9.1. Modelo de regresión entre evapotranspiración de referencia y factores del clima	81
3.9.2. Estimación de parámetros.....	84
3.9.3. Pruebas y análisis estadísticos	86
3.9.4. Prueba de estacionariedad de los errores	86
3.9.5. Detección de heteroscedasticidad	86
3.9.6. Corrección de la heteroscedasticidad.....	87
CAPITULO IV	88
RÉSULTADOS Y DISCUSIÓN	88
4.1. Relación entre la evapotranspiración y los factores del clima en el altiplano peruano	88
4.1.2. Evapotranspiración de referencia en el altiplano.....	88
4.1.2. Conglomerados homogéneos de evapotranspiración de referencia en el altiplano	92

4.1.3. Evapotranspiración de referencia y factores geográficos	101
4.1.4. Discusión de la relación entre la evapotranspiración y factores climáticos.....	111
4.2. Relación entre la evapotranspiración y los elementos climáticos en el altiplano peruano ...	113
4.2.1. Prueba de estacionariedad de los errores	130
4.2.2. Detección de la heteroscedasticidad	132
4.2.3. Corrección de la heteroscedasticidad.....	133
4.2.4. Discusión de la relación entre la evapotranspiración y elementos climáticos	135
CONCLUSIONES	138
RECOMENDACIONES	141
BIBLIOGRAFÍA	143
ANEXOS	149

LISTA DE CUADROS

CUADRO 1. ESTACIONES METEOROLÓGICAS EN EL ALTIPLANO PERUANO PERIODO (1964-2010).....	75
CUADRO 2. REGISTRO HISTORICO DE LAS ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO PERIODO (1964-2010).....	76
CUADRO 3. OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES	80
CUADRO 4. ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO PARA DETERMINAR LA ETO POR EL MÉTODO DE PENMAN-MONTEITH PERIODO 1964-2010.....	89
CUADRO 5. ECUACIONES DE REGRESIÓN Y R ² PARA LAS ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010	90
CUADRO 6. PROMEDIOS ANUALES DE LOS REGISTROS CLIMATICOS DEL ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010.....	93
CUADRO 7. GRUPOS HOMOGÉNEOS DE ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO SEGÚN ANÁLISIS CLUSTER PERIODO 1964-2010	95
CUADRO 8. GRUPO 1 DE ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO Y ECUACIONES DE REGRESIÓN PARA LA ETO. PERIODO 1964-2010.....	96
CUADRO 9. GRUPO 2 DE ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO Y ECUACIONES DE REGRESIÓN PARA LA ETO. PERIODO 1964-2010.....	96
CUADRO 10. GRUPO 3 DE ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO Y ECUACIONES DE REGRESIÓN PARA LA ETO. PERIODO 1964-2010	96
CUADRO 11. GRUPO 9 DE ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO Y ECUACIONES DE REGRESIÓN PARA LA ETO. PERIODO 1964-2010	97
CUADRO 12. NÚMERO DE ESTACIÓN EN EL DENDROGRAMA DEL GRUPO 1. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010	98
CUADRO 13. GRUPO 1 DE ESTACIONES Y ECUACIONES EMPLEADAS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010.....	98
CUADRO 14. NÚMERO DE ESTACION EN EL DENDROGRAMA DEL GRUPO 3. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010	99
CUADRO 15. GRUPO 3 DE ESTACIONES Y ECUACIONES EMPLEADAS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010.....	100
CUADRO 16. GRUPO 9 DE ESTACIONES Y ECUACIONES EMPLEADAS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010.....	101
CUADRO 17. DATOS DE ETO Y FACTORES GEOGRÁFICOS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010.....	102
CUADRO 18. MODELO LINEAL ENTRE ETO Y FACTORES CLIMÁTICOS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010.....	102
CUADRO 19. ANALISIS DE VARIANZA DEL MODELO LINEAL ENTRE ETO Y FACTORES CLIMÁTICOS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010	103
CUADRO 20. MODELO NO LINEAL ADITIVO ENTRE ETO Y FACTORES DEL CLIMA. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010	105
CUADRO 21. ANALISIS DE VARIANZA DEL MODELO NO LINEAL ADITIVO ENTRE ETO Y FACTORES CLIMÁTICOS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010.....	106

CUADRO 22. MODELO NO LINEAL MULTIPLICATIVO ENTRE LA ETO Y FACTORES CLIMÁTICOS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010	108
CUADRO 23. MATRIZ DE CORRELACIÓN ENTRE VARIABLES. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010.....	109
CUADRO 24. MODELO GENERAL DE FOURIER DE SEGUNDO ORDEN. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010.....	111
CUADRO 25. BONDAD DE AJUSTE DEL MODELO DE FOURIER DE SEGUNDO ORDEN. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010	111
CUADRO 26. MODELOS DE REGRESIÓN EN LAS ESTACIONES. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010.....	116
CUADRO 27. RESULTADO DE LAS PRUEBAS DE RAÍZ UNITARIA. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010.....	131
CUADRO 28. RESULTADOS DE LA PRUEBA DE WHITE POR ESTACIONES METEOROLÓGICAS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010.....	132
CUADRO 29. CORRECCIÓN DE LA HETEROSCEDASTICIDAD. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010.....	134
CUADRO 30. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Capachica. Período 1964-2010	149
CUADRO 31. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Capachica. Período 1964-2010	149
CUADRO 32. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Juli. Período 1964-2010.....	150
CUADRO 33. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Juli. Período 1964-2010.....	150
CUADRO 34. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Ilave. Período 1964-2010.....	151
CUADRO 35. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Ilave. Período 1964-2010.....	151
CUADRO 36. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Los Uros. Período 1964-2010	152
CUADRO 37. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Los Uros. Período 1964-2010.....	152
CUADRO 38. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Puno. Período 1964-2010.....	153
CUADRO 39. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Puno. Período 1964-2010	153
CUADRO 40. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Arapa. Período 1964-2010	154
CUADRO 41. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Arapa. Período 1964-2010.....	154
CUADRO 42. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Cabanillas. Período 1964-2010	155
CUADRO 43. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Cabanillas. Período 1964-2010.....	155

CUADRO 44. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Mañazo. Período 1964-2010	156
CUADRO 45. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Mañazo. Período 1964-2010.....	156
CUADRO 46. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Lampa. Período 1964-2010	157
CUADRO 47. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Lampa. Período 1964-2010.....	157
CUADRO 48. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Santa Lucía. Período 1964-2010	158
CUADRO 49. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Santa Lucía. Período 1964-2010.....	158
CUADRO 50. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Ayaviri. Período 1964-2010	159
CUADRO 51. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Ayaviri. Período 1964-2010	159
CUADRO 52. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Chuquibambilla. Período 1964-2010.....	160
CUADRO 53. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Chuquibambilla. Período 1964-2010.....	160
CUADRO 54. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Progreso. Período 1964-2010	161
CUADRO 55. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Progreso. Período 1964-2010	161
CUADRO 56. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Taraco. Período 1964-2010	162
CUADRO 57. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Taraco. Período 1964-2010.....	162
CUADRO 58. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Huancané. Período 1964-2010	163
CUADRO 59. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Huancané. Período 1964-2010.....	163
CUADRO 60. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Juliaca. Período 1964-2010	164
CUADRO 61. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Juliaca Período 1964-2010.....	164
CUADRO 62. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Putina Período 1964-2010	165
CUADRO 63. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Putina Período 1964-2010	165
CUADRO 64. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Capachica Período 1964-2010	166
CUADRO 65. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Juli Período 1964-2010.....	167

CUADRO 66. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Los Uros Período 1964-2010.....	168
CUADRO 67. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Puno Período 1964-2010.....	169
CUADRO 68. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Arapa Período 1964-2010.....	170
CUADRO 69. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Cabanillas Período 1964-2010	171
CUADRO 70. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Ayaviri Período 1964-2010.....	172
CUADRO 71. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Chuquibambilla Período 1964-2010	173
CUADRO 72. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Huancané Período 1964-2010	175
CUADRO 73. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Capachica Período 1964-2010	176
CUADRO 74. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Juli Período 1964-2010	176
CUADRO 75. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Ilave Período 1964-2010.....	177
CUADRO 76. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Los Uros Período 1964-2010	178
CUADRO 77. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Puno Período 1964-2010.....	178
CUADRO 78. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Arapa Período 1964-2010 ...	179
CUADRO 79. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Cabanillas Período 1964-2010	180
CUADRO 80. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Mañazo Período 1964-2010	180
CUADRO 81. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Lampa Período 1964-2010..	181
CUADRO 82. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Santa Lucía Período 1964-2010	182
CUADRO 83. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Ayaviri Período 1964-2010.	182
CUADRO 84. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Chuquibambilla Período 1964-2010	183
CUADRO 85. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Progreso Período 1964-2010	184
CUADRO 86. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Taraco Período 1964-2010..	184
CUADRO 87. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Huancané Período 1964-2010	185
CUADRO 88. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Juliaca Período 1964-2010..	186
CUADRO 89. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Putina Período 1964-2010....	186
CUADRO 90. Corrección de heterocedasticidad para la estación Capachica Período 1964-2010 .	188
CUADRO 91. Corrección de heterocedasticidad para la estación Juli Período 1964-2010	188
CUADRO 92. Corrección de heterocedasticidad para la estación Puno Período 1964-2010.....	189
CUADRO 93. Corrección de heterocedasticidad para la estación Arapa Período 1964-2010	189
CUADRO 94. Corrección de heterocedasticidad para la estación Cabanillas Período 1964-2010.	190
CUADRO 95. Corrección de heterocedasticidad para la estación Mañazo Período 1964-2010.....	190

CUADRO 96. Corrección de heterocedasticidad para la estación Lampa Período 1964-2010.....	191
CUADRO 97. Corrección de heterocedasticidad para la estación Ayaviri Período 1964-2010.....	191
CUADRO 98. Corrección de heterocedasticidad para la estación Chuquibambilla Período 1964-2010	192
CUADRO 99. Corrección de heterocedasticidad para la estación Progreso Período 1964-2010....	192
CUADRO 100. Corrección de heterocedasticidad para la estación Taraco Período 1964-2010.....	193
CUADRO 101. Corrección de heterocedasticidad para la estación Huancané Período 1964-2010.	193
CUADRO 102. Corrección de heterocedasticidad para la estación Juliaca Período 1964-2010.....	194
CUADRO 103. Temperatura media de las mínimas (°C) de estación Puno	195
CUADRO 104. Temperatura media de las máximas (°C) de estación Puno.....	196
CUADRO 105. Humedad relativa media (%) de estación Puno	197
CUADRO 106. Velocidad media del viento (m/s) de estación Puno.....	198
CUADRO 107. Horas de sol mensual (hrs) de estación Puno.....	199
CUADRO 108. Evaporación mensual (mm) de estación Puno	200

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Caso A del tanque tipo "A".....	45
Figura 2. Caso B del tanque tipo "A".....	45
Figura 3. Metodología empleada en la investigación.....	74
Figura 4. Dendograma resultado del análisis clúster. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010	94
Figura 5. Dendograma para el grupo 1. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010	97
Figura 6. Dendograma para el grupo 3. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010	99
Figura 7. Histograma de los residuales del modelo lineal. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010	104
Figura 8. Variación de los residuales del modelo lineal. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010	104
Figura 9. Histograma de residuales del modelo no lineal aditivo. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010.....	106
Figura 10. Variación de los residuales del modelo no lineal aditivo. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010	107
Figura 11. Modelo de Fourier de segundo orden. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010	110
Figura 12. Estaciones donde la regresión es espuria. Altiplano peruano período 1964-2010	117
Figura 13. Estaciones donde la regresión No es espuria. Altiplano peruano período 1964-2010	118
Figura 14. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Capachica Período 1964-2010	119
Figura 15. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Juli Período 1964-2010	119
Figura 16. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación llave Período 1964-2010	120
Figura 17. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Los Uros Período 1964-2010.....	121
Figura 18. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Puno Período 1964-2010.....	121
Figura 19. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Arapa Período 1964-2010	122
Figura 20. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Cabanillas Período 1964-2010	123
Figura 21. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Mañazo Período 1964-2010	124
Figura 22. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Lampa Período 1964-2010	124

Figura 23. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Santa Lucía Período 1964-2010.....	125
Figura 24. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Ayaviri Período 1964-2010.....	125
Figura 25. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Chuquibambilla Período 1964-2010.....	126
Figura 26. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Progreso Período 1964-2010.....	127
Figura 27. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Taraco Período 1964-2010.....	127
Figura 28. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Huancané Período 1964-2010.....	128
Figura 29. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Juliaca Período 1964-2010.....	129
Figura 30. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Putina Período 1964-2010.....	129
Figura 31. Histograma de los residuales del modelo en estación Capachica Período 1964-2010...	149
Figura 32. Histograma de los residuales del modelo en estación Ilave	151
Figura 33. Histograma de los residuales del modelo en estación Los Uros	152
Figura 34. Histograma de los residuales del modelo en estación Puno	153
Figura 35. Histograma de los residuales del modelo en estación Arapa	154
Figura 36. Histograma de los residuales del modelo en estación Cabanillas	155
Figura 37. Histograma de los residuales del modelo en estación Mañazo	156
Figura 38. Histograma de los residuales del modelo en estación Lampa	157
Figura 39. Histograma de los residuales del modelo en estación Santa Lucía	158
Figura 40. Histograma de los residuales del modelo en estación Ayaviri.....	159
Figura 41. Histograma de los residuales del modelo en estación Chuquibambilla.....	160
Figura 42. Histograma de los residuales del modelo en estación Progreso.....	161
Figura 43. Histograma de los residuales del modelo en estación Taraco	162
Figura 44. Histograma de los residuales del modelo en estación Huancané	163
Figura 45. Histograma de los residuales del modelo en estación Juliaca	164
Figura 46. Histograma de los residuales del modelo en estación Putina.....	165

LISTA DE SÍMBOLOS Y ABREVIATURAS

ET_o = evapotranspiración de referencia

FAO = Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la agricultura

SE = error estándar

PM = Penman – Monteinth

DTM = Modelo digital de elevación

R_a = Radiación extraterrestre

r = Coeficiente de correlación

r² = Coeficiente de determinación

ARIMA = Modelo Autoregresivo de Media Móvil Integrado

NOAA = Oficina de Administración Nacional del Océano y la Atmosfera de los Estados Unidos

SAVAT = Suelo Vegetación Atmosfera

SEBAL = Sistema de Balance de Energía en la Superficie

RMSE = Raíz del error medio cuadrático

TDPS = Sistema endorreico Titicaca-Desaguadero-Poopó Salar de Coipasa.

RESUMEN

En los últimos años se han desarrollado una gran cantidad de métodos empíricos por numerosos especialistas, para estimar la evapotranspiración a partir de factores y elementos climáticos; pero las ecuaciones están sujetas a rigurosas calibraciones locales y demostraron tener limitada validez global; además, probar la exactitud de los métodos es una tarea laboriosa que necesita mucho tiempo y dinero; la presente investigación ha planteado como objetivos: determinar la relación entre la evapotranspiración con los factores y los elementos climáticos en el altiplano peruano. Se utilizó 42 estaciones meteorológicas; se determinó la evapotranspiración de referencia (ET_o) en 09 estaciones con datos completos utilizando los métodos Penman-Monteith, Hargreaves-Samani y tanque clase "A" encontrando relaciones entre estos. Se determinaron zonas homogéneas climáticas por análisis Cluster. Luego se aplicó regresión y se examinó si es espuria con el criterio Durbin-Watson $< r^2$, se hizo la prueba de raíz unitaria aumentada de Dickey-Fuller para evaluar los errores, posteriormente se detectó la heterocedasticidad con la prueba de White y se corrigió con estimación de mínimos cuadrados ponderados. Se obtuvo que el método Hargreaves-Samani estima muy bien la ET_o de Penman-Monteith con r^2 de 0.70 a 0.88 en la mayoría de estaciones. Se determinó 10 zonas homogéneas para relacionar los métodos utilizados en 17 estaciones; la relación entre la ET_o y los factores del clima no es significativa con r^2 para modelo lineal 0.187, no lineal aditivo 0.281, no lineal multiplicativo 0.191 y en todos los coeficientes iguales a cero a significancia de 0.05; la ET_o se relaciona mejor con la latitud en serie de Fourier de orden 2 con $r^2 = 0.75$; la relación entre la ET_o y los elementos del clima es significativa con r^2 variando de 0.648 a 0.912, con coeficientes con $p \leq 0.05$ de significancia para la mayoría de estaciones. Se detectó que de 17 estaciones, en 09 las regresiones son espurias de las cuales en 04 estaciones los errores son estacionarios y en 05 no son estacionarios; en 13 de las 17 estaciones existe heteroscedasticidad con probabilidades de excedencia de 0 a 0.0214 para F calculado de la prueba de White; en los modelos de heterocedasticidad corregida se obtuvo r^2 variando de 0.80 a 0.99 y coeficientes con $p \leq 0.05$ de significancia. Es necesario realizar investigaciones del comportamiento espacial y temporal de las horas de sol en el altiplano peruano.

PALABRAS CLAVE: Altiplano peruano, análisis clúster, elementos y factores climáticos, evapotranspiración, regresión espuria.

ABSTRACT

In the last years it developed more of empirical methods by many experts to estimate evapotranspiration from factors and climatic elements, but the equations are subject to rigorous local calibrations and proved to have limited global validity, also demonstrate the accuracy methods was a laborious task that requires time and money, this research has raised the following objectives: to determine the relationship between evapotranspiration factors and climatic elements in the Peruvian highlands- 42 weather stations was used, the reference evapotranspiration (ET_o) was determined at 09 stations with complete data using the Penman-Monteith, Hargreaves- Samani methods and tank class "A" finding relationships between them. Homogeneous climatic zones were determined by cluster analysis. Then regression was applied and examined whether the criterion is spurious Durbin -Watson $< r^2$, the unit root test of Dickey -Fuller it use to assess the errors, was subsequently detected with heteroskedasticity test and corrected with White least squares estimation. It was found that the Hargreaves - Samani method estimates very well the Penman- Monteith ET_o with r^2 of 0.70 to 0.88 in most seasons. 10 homogeneous to relate the methods used in 17 stations areas were determined, and the relationship between ET_o and weather factors is not significant for linear model with r^2 0.187, 0.281 nonlinear additive, multiplicative nonlinear 0.191 and all coefficients equal to zero at 0.05 significance; ET_o better relates to latitude Fourier series of order 2 with $r^2 = 0.75$, the relationship between ET_o and weather elements is significant with r^2 ranging from 0.648-0.912, with coefficients with $p \leq 0.05$ significance for most stations. It was found that 17 stations, 09 are spurious regressions in which 04 stations are stationary errors and 05 are non-stationary, in 13 of the 17 stations there are heteroskedasticity with exceedance probabilities from 0 to 0.0214 for F calculated White test, corrected for heteroscedasticity models was obtained r^2 ranging from 0.80 to 0.99 and $p \leq 0.05$ coefficients with significance. Researches are needed of the spatial and temporal behavior of hours of sunshine in the Peruvian highlands.

KEYWORDS: Evapotranspiration, elements and climatic factors, Peruvian highland, cluster analysis, spurious regression.

INTRODUCCIÓN

La determinación de las demandas de agua consuntivas como uso poblacional y agrícola siempre ha tenido importancia, aunque menos que la determinación de la disponibilidad hídrica; sin embargo, se siguen empleando métodos de determinación inapropiados por su poca adecuación a zonas donde estos métodos no han sido desarrollados ni validados adecuadamente. En el caso de uso agrícola, que es el mayor usuario de agua en volumen, la determinación de las demandas se realiza utilizando la evapotranspiración del cultivo, el cual se obtiene con la evapotranspiración de referencia y el coeficiente del cultivo, además depende de condiciones de humedad del suelo. La evapotranspiración de referencia es una variable que depende fundamentalmente de los elementos del clima como: temperatura, radiación solar, velocidad del viento, humedad relativa y presión atmosférica; también depende de los factores del clima como: posición geográfica, relieve, distancias a masas de agua y dirección de los vientos. En la literatura científica las investigaciones sobre evapotranspiración de referencia son numerosas, sin embargo, en el altiplano de Puno son pocas las que han realizado el análisis del efecto de los elementos y factores del clima para proponer un modelo adecuado a la zona, considerando más aún la carencia de datos de horas de sol para determinar la radiación solar y estimar de forma adecuada la evapotranspiración de referencia por el método estándar de FAO Penman-Monteith. Además al estimar los parámetros de un modelo con base en principios físicos aplicando regresión lineal múltiple, no se analizó si la relación es consistente al largo plazo, es decir, con errores estacionarios.

CAPITULO I

EL PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1. Problema general

1.1.1. Planteamiento del problema

El problema en países en vías de desarrollo es optimizar sus recursos potenciales de agua, en general insuficientes. En nuestro país las demandas de agua se incrementan por el aumento de la población y su disponibilidad tiende a disminuir por la contaminación de ríos, lagos y acuíferos. Este desequilibrio ecológico se tendrá que resolver o atenuar mediante el aprovechamiento racional y eficiente de nuevas fuentes de agua y sobre todo, por la utilización eficiente de los recursos hídricos actualmente disponibles y en gran parte desperdiciados. Por lo que el planeamiento y operación de los recursos hídricos para las demandas agrícolas requiere del conocimiento de la fisiología de los cultivos y de sus necesidades. Las condiciones climáticas, que definen el poder evaporante de la atmósfera, se

manifiestan a través de la evapotranspiración y el tipo de plantas interviene mediante el coeficiente de cultivo.

En nuestro país los estudios de los procesos de evaporación y transpiración son muy escasos, a pesar de que estos intervienen directamente en el ciclo hidrológico y por tanto la mayor parte del agua se pierde por estos procesos a la atmósfera. En el altiplano Peruano y en sus diferentes pisos ecológicos es urgente el estudio de estos procesos de evapotranspiración potencial, porque su estimación interviene en el cálculo del requerimiento de agua de los cultivos, en la planificación del riego y en los estudios hidrológicos.

La estimación de la evapotranspiración del cultivo de referencia para las condiciones del altiplano, se realiza con fórmulas que no han sido adaptadas por calibración y validación de modelos, por tanto, es importante estimar los parámetros de una relación regional entre la evapotranspiración del cultivo de referencia y variables meteorológicas que puedan determinarse con datos de fácil disponibilidad.

Es necesario un modelo adecuado para estimar la evapotranspiración en el altiplano peruano por: las condiciones climáticas singulares de la zona, los pocos registros de horas de sol y radiación solar, por lo cual no se puede aplicar adecuadamente el método FAO-PM que es el estándar mundial.

Actualmente la estimación de la evapotranspiración y por tanto del requerimiento de agua de cultivos en el altiplano no se realiza con métodos validados para la zona.

Es necesario optimizar el uso de los recursos hídricos. Las demandas de agua se incrementan por el aumento de la población y su disponibilidad tiende a disminuir por la contaminación del agua dulce. Es necesario un aprovechamiento racional y eficiente del agua de las fuentes disponibles actualmente para evitar buscar nuevas. Para resolver estos problemas se plantea un modelo de evapotranspiración en función de elementos y factores del clima para el altiplano peruano.

1.1.2. Formulación del problema

La pregunta general de investigación es

¿Cuál es la relación entre la evapotranspiración con los factores y los elementos del clima en el altiplano peruano?

Las preguntas específicas son:

¿Cuál es la relación entre la evapotranspiración y los factores del clima en el altiplano peruano?

¿Cómo es la relación entre la evapotranspiración y los elementos del clima en el altiplano peruano?

1.2. Justificación

En el altiplano peruano, el manejo de sistemas de riego necesita adecuadas estimaciones de los requerimientos de agua de los cultivos, lo cual significa conocer con precisión la evapotranspiración del cultivo y la disponibilidad de agua proveniente de las precipitaciones pluviales. A pesar de la baja disponibilidad de

los recursos hídricos en el altiplano, pocas investigaciones se han realizado para la determinación de los requerimientos de riego bajo las condiciones prevalecientes de clima y suelo (Michel, 1997). Esto hace difícil el dimensionamiento de los sistemas de riego, lo cual resulta en errores significativos en el cálculo de los requerimientos de agua para esas condiciones, especialmente en el caso de cultivos andinos ya que ellos presentan singulares dinámicas relacionadas al sistema agua-suelo-planta-atmósfera.

El presente trabajo de investigación propone determinar la relación regional entre la evapotranspiración del cultivo de referencia con los factores y elementos climáticos en el altiplano peruano, con el propósito de lograr su determinación más eficiente, además que es fundamental para estimar la demanda hídrica para riego complementario.

Al mismo tiempo, el problema de la determinación de la evapotranspiración del cultivo de referencia en el altiplano, merece especial atención, debido a la falta de modelos matemáticos adecuados a las características singulares de la zona. La presencia del Lago Titicaca, crea un medio ambiente diferente a otras zonas del Perú ubicadas a la misma altitud, del mismo modo, zonas más alejadas al lago tienen condiciones meteorológicas diversas que influyen en la evapotranspiración del cultivo de referencia.

Frente a esta situación, es necesario y prioritario desarrollar modelos en dicho ámbito, para aprovechar eficazmente los recursos hídricos de la zona, siendo el

Altiplano de Peruano no ajeno al déficit de éstos, en el pasado y en períodos recientes.

Asi mismo, la presente investigación contribuirá con modelos determinísticos apropiados para la zona del altiplano peruano para mejorar la planeación hidráulica y a la gestión de recursos hídricos relacionada a la agricultura. La determinación de la evapotranspiración para calcular la demanda de agua de los cultivos y por tanto permite realizar balances hídricos lo cual es la base fundamental de la gestión de recursos hídricos.

En el altiplano peruano sólo en 9 de 42 estaciones meteorológicas se mide horas de sol y no se mide radiación solar, lo cual no permite estimar adecuadamente la ETo con la formula FAO PM, además, poca investigación se ha realizado para resolver este problema. Asi mismo, existe escasez de modelos matemáticos adecuados a las características singulares de la zona, puesto que la presencia del Lago Titicaca, crea un medio ambiente diferente a otras zonas del Perú ubicadas a la misma altitud.

1.3. Contribución de la Investigación

La utilidad de los resultados de estudio, radica en que servirá para la planificación del uso racional de los recursos hídricos, tales como:

- Determinar el área que puede regarse con eficiencia con un determinado cantidad y calidad de agua disponible.
- Es la base para elaborar calendarios teóricos de riego de cultivos.

- Estimar los volúmenes de agua que sean necesarios para auxiliar a los cultivos en caso de que la lluvia sea insuficiente para su buen desarrollo.
- Permite determinar, en forma general, la eficiencia con la que se está aprovechando el agua para planear debidamente el mejoramiento y la superación de todo el conjunto de actividades que se generan en los Distritos de Riego para proporcionar el agua a los cultivos oportunamente.

Las contribuciones de la investigación son las siguientes:

- El modelo servirá para determinar con mayor precisión la evapotranspiración y mejorará el uso eficiente de los recursos hídricos en la agricultura de la zona del altiplano.
- El modelo tiene base física para estimar la ETo en lugares sin medición de horas de sol. altiplano de Puno.
- El uso del Análisis Clúster para generar conglomerados homogéneos de estaciones meteorológicas, es una alternativa nueva de regionalización hidrológica.
- Se realizó análisis de modelos de regresiones espurias con el criterio $D_w \leq R^2$
- Se analizó si los errores de las regresiones espurias son estacionarios al largo plazo con la Prueba de Raíz Unitaria de Dickey-Fuller (Errores que tienen raíz unitaria son no estacionarios y la regresión es definitivamente

espuria, si los errores son estacionarios, entonces la regresión es superconsistente).

- Estos análisis no se realizaron hasta hoy en la literatura científica relacionada a evapotranspiración.

1.4. Limitaciones de la Investigación

La investigación se limita a investigar la evapotranspiración del cultivo de referencia en función de elementos y factores del clima en el altiplano peruano para obtener un modelo de regresión con parámetros superconsistentes. La primera limitación es la escasez de registros de horas de sol en la zona investigada y el número pequeño de registros históricos de elementos climáticos en varias de las estaciones empleadas.

1.5. Objetivos

1.5.1. Objetivo general

Determinar la significancia estadística de la relación entre la evapotranspiración con los factores y con los elementos del clima en el altiplano peruano.

1.5.2. Objetivos específicos

Determinar la relación entre la evapotranspiración y los factores del clima en el altiplano peruano.

Establecer la relación entre la evapotranspiración y los elementos climáticos en el altiplano peruano.

1.6. Hipótesis

1.6.1. Hipótesis general

La relación entre la evapotranspiración y los factores y los elementos del clima en el altiplano peruano es estadísticamente significativa.

1.6.2. Hipótesis específicas

La relación entre la evapotranspiración y los factores del clima en el altiplano peruano es estadísticamente significativa.

Existe relación directa entre la evapotranspiración y los elementos del climaticos en el altiplano peruano.

CAPITULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACION

Se conoce como evapotranspiración (ET) la combinación de dos procesos separados por los que el agua se pierde a través de la superficie del suelo por evaporación y por otra parte mediante transpiración del cultivo. Los antecedentes de la presente investigación se fundamentan en la publicación FAO 56 (Allen et al., 1998), en revisiones y artículos científicos de revistas de publicación periódica del ámbito nacional e internacional.

En una investigación realizada concluyó que el método de Hargreaves y Samani tuvo el mejor desempeño a nivel mensual que los métodos de Oudin, Jensen y Haise, McGuinness y Bordne, Romanenko; para estimar la ETo medida en una estación gage obteniéndose $R^2 = 0.7$ y menores valores de error (Vásquez et al.,

2011). Así mismo encontraron que el método de Penman-Monteith es el que mejor desempeño tiene en diferentes escalas de tiempo (Vásquez et al., 2011). También en otra investigación se utilizó la fórmula de Penman para estimar la evapotranspiración potencial que es similar a la evapotranspiración de referencia (Sánchez and Carvacho, 2006), señalando que éste método ha sido ampliamente difundido y utilizado en el mundo, ellos también utilizaron el método de Hargreaves y Samani en su investigación. En otra investigación se obtuvo una ecuación de regresión de la ETP medida en lisímetro en base a la evaporación de tanque clase "A" encontrando $R^2 = 0.65$ (Khan *et al.*, 1998).

Los resultados de otra investigación al relacionar linealmente la ETo con tanque clase "A" con la ETo de Hargreaves y Samani muestran un alto valor de $R^2 = 0.883$ (Ruiz-Álvarez et al., 2012), sin embargo, no consideraron la ETo con el método de Penman-Monteith porque sólo trabajaron con datos de temperatura y evaporación.

Se relacionaron los coeficientes de Fourier de la ETo con los factores geográficos y con coeficientes de Fourier de la temperatura media obteniendo $R^2 = 0.837$ a 0.941 (Fennessey and Vogel, 1996), relacionando indirectamente la ETo y los factores geográficos. El modelo de así obtenido (Fennessey and Vogel, 1996) mostró ser mejor que el método de Linacre (Linacre, 1977) y el método de Hargreaves y Samani (Hargreaves and Samani, 1985).

Otros autores propusieron modelos para la evapotranspiración potencial no lineales de tipo potencial y exponencial (García et al., 2000); sin embargo, las

variables independientes que ellos usaron fueron la temperatura y la radiación solar extraterrestre, las cuales se relacionan con los factores climáticos, por tanto ellos obtuvieron una relación indirecta entre ETo y factores climáticos; pero la radiación extraterrestre esta altamente relacionada con la latitud, entonces un modelo no lineal entre ETo y latitud es factible. Así mismo se propuso un modelo empírico no lineal potencial aditivo para determinar la ETo en función de la temperatura y la radiación extraterrestre (Serruto, 1993).

Se realizaron modelos empíricos de evapotranspiración en cuencas construyendo bases de datos de sistemas de información geográfica junto con modelos lineales multivariados con variables independientes latitud y elevación de la cuenca entre otras (Lu et al., 2003), obteniendo un R^2 ajustado superior a 0.70.

En otra investigación se determinó una relación alta entre la ETP y la evaporación del tanque clase "A" obteniendo $R^2 = 0.65$ (Khan et al., 1998), siendo el único elemento climático que combinaría el efecto de la temperatura, radiación, humedad relativa, velocidad del viento y presión atmosférica.

2.2. MARCO REFERENCIAL

La determinación más precisa de los requerimientos de agua de los cultivos y en general de la evapotranspiración de las plantas naturales es un problema muy relevante en la hidrología. Esta estimación se utiliza para la gestión integrada de los recursos hídricos, principalmente en la determinación de las demandas de agua para riego, en la programación del riego y como componente principal de los modelos hidrológicos distribuidos para estimar la disponibilidad de agua de una cuenca. Para su estimación existen métodos directos e indirectos. Los métodos directos se basan en mediciones con lisímetros, que determinan en función del

balance de masa del agua en la zona de raíces, la tasa de evapotranspiración para un período de tiempo. Los métodos indirectos se basan principalmente en utilizar ecuaciones y métodos de sensores remotos. Las ecuaciones se clasifican en modelos con base física y empíricos, el más aceptado y recomendado como estándar mundial es el descrito en el manual FAO-56 ecuación de Penman-Monteith (Allen et al., 1998); sin embargo, este método requiere mediciones de muchas variables meteorológicas, lo cual influyó en la aparición de ecuaciones empíricas que con una mínima disponibilidad de datos estiman la evapotranspiración. Las estimaciones en base a sensores remotos se utilizan para grandes áreas, tienen también modelos con base física y modelos empíricos, los cuales requieren calibraciones con datos medidos en el suelo para la confiabilidad en los resultados. Esta revisión tiene por objetivo conocer el análisis de sensibilidad de los modelos de evapotranspiración, las clases de modelos de evapotranspiración como físicamente basados, empíricos y de sensores remotos. Se presenta los hallazgos en las bondades de los diferentes modelos empíricos en diferentes regiones del mundo. Además, se describe las perspectivas en la estimación de la evapotranspiración, su estimación en base de datos de tanque de evaporación y su pronóstico con modelos estocásticos.

2.2.1. Evapotranspiración de referencia y del cultivo

El concepto de evapotranspiración incluye tres diferentes definiciones: evapotranspiración del cultivo de referencia (ET_o), evapotranspiración del cultivo bajo condiciones estándar (ET_c), y evapotranspiración del cultivo bajo condiciones no estándar (ET_{c aj}) (Allen et al., 1998).

La ETo es un parámetro relacionado con el clima que expresa el poder evaporante de la atmósfera. ETc se refiere a la evapotranspiración en condiciones óptimas presentes en parcelas con un excelente manejo y adecuado aporte de agua y que logra la máxima producción de acuerdo a las condiciones climáticas. ETc requiere generalmente una corrección, cuando no existe un manejo óptimo y se presentan limitantes ambientales que afectan el crecimiento del cultivo y que restringen la evapotranspiración, es decir, bajo condiciones no estándar de cultivo (Allen et al., 1998).

La tasa de evapotranspiración de una superficie de referencia, que ocurre sin restricciones de agua, se conoce como evapotranspiración del cultivo de referencia, y se denomina ETo. La superficie de referencia corresponde a un cultivo hipotético de pasto con características específicas. Existe otras denominaciones como ET potencial que tienen significado similar (Irmak and Haman, 2003).

La cuantificación de la evapotranspiración surgió como necesidad en zonas áridas y semiáridas, donde se practica la agricultura de regadío; sin embargo, en zonas de agricultura de secano, su importancia ha ido creciendo por la complementariedad del riego cuando existe escasa lluvia para satisfacer las necesidades de los cultivos.

Los modelos de evapotranspiración se utilizan para determinar demandas de agua de cultivos, así se aplicó un modelo de evapotranspiración de referencia junto con el índice de contribución de la precipitación para elaborar un plan de gestión del agua con fines agrícolas, lo cual permite proponer un calendario de cultivo sostenible bajo condiciones de lluvia. Se halló que el agua de lluvia contribuye en

un porcentaje considerable (alrededor de 30 a 40 %) a los requerimientos de agua de maíz y frijol, para condiciones de Burkina Faso (Wang et al., 2009b).

Para la estimación apropiada de la ETo se evaluaron integralmente los datos climáticos. Dentro de los principales datos para estimar la ETo se encuentran: las horas de sol, la temperatura, la velocidad del viento, la humedad relativa, la presión atmosférica y la posición geográfica. La necesidad de una estimación más precisa llevo a crear procedimientos para generar envolventes de radiación solar para condiciones de cielo claro. Estos procedimientos incluyen ecuaciones que consideran el efecto del contenido de vapor de agua atmosférica y del ángulo solar. En condiciones de ambientes áridos se propuso procedimientos de ajuste de datos de temperatura y del contenido de vapor de agua (Allen, 1996), puesto que la estimación de la ETo en condiciones áridas difiere de la húmedas por la preponderancia de ciertas variables de ingreso a los modelos en cada una de estas condiciones y por los ambientes en los que se desarrollaron muchos modelos empíricos.

2.2.2. Análisis de sensibilidad de modelos de evapotranspiración

El análisis de sensibilidad de un modelo sirve para identificar las variables que tienen mayor influencia en la variación de la salida del modelo, en muchos estudios se evaluó la sensibilidad de la evapotranspiración de referencia obtenida a partir del método Penman-Monteith.

Se estudió la sensibilidad de la evapotranspiración de referencia (ETo) por el método de Penman-Monteith a variables climáticas en la cuenca del río Yangtze, resultando que la ETo puede predecirse con precisión bajo perturbación de la

humedad relativa y de la radiación solar de onda corta; y el poder predictivo con perturbaciones en la temperatura del aire y en la velocidad del viento, depende de la magnitud de la perturbación, de la época y de la región. Los errores de predicción son mucho menores que la variación de época y la variación regional de los coeficientes de sensibilidad. La exactitud de la predicción se incrementa conforme se incrementa la altitud de la cuenca. Las variaciones espaciales de los coeficientes de sensibilidad mensuales y anuales promedios se obtuvieron por interpolación de los estimados por cada estación. La humedad relativa es la variable más sensible, seguida de la radiación solar de onda corta, la temperatura del aire y la velocidad del viento. El rango de variación de las variables climáticas por su sensibilidad, depende de la época y la región (Gong et al., 2006).

Se realizó el análisis de sensibilidad de la evapotranspiración de referencia (ET_o) con la ecuación de Penman-Monteith en la cuenca del río Tao'er en el Nor-Este de China, encontrándose que los coeficientes de sensibilidad de la velocidad del viento, la temperatura del aire y de las horas de sol son positivos, y de la humedad relativa es negativo. La humedad relativa es la variable más sensible seguida por las horas de sol, la velocidad del viento y la temperatura del aire. Los coeficientes de sensibilidad mensuales exhiben grandes fluctuaciones. Los coeficientes de sensibilidad de la temperatura del aire, de las horas de sol y de la velocidad del viento; muestran tendencias significativas en primavera. El coeficiente de sensibilidad anual promedio de la humedad relativa es el mayor para toda la cuenca y presenta gran variabilidad espacial. La distribución longitudinal de los

coeficientes de sensibilidad, para: la temperatura del aire, la humedad relativa y las horas de sol es similar (Liang et al., 2008).

El análisis de sensibilidad de diferentes métodos de evapotranspiración, muestra que la influencia de las variables independientes sobre la evapotranspiración no es la misma para cada período de tiempo, según éste sea de mayor demanda, periodo de riego y período anual. El orden en que las variables influyen a la evapotranspiración es cambiante. Comparando cinco (5) métodos se halló que la radiación solar y la temperatura son las variables de mayor influencia (Ambas and Baltas, 2012).

2.2.3. Modelos físicamente basados de evapotranspiración

Los modelos de este tipo son los que mejor representan los procesos de evaporación y transpiración, puesto que hacen uso de leyes físicas de balance de masa y de energía combinándolos, estos tienen mayor aceptación porque representan más realísticamente estos fenómenos. Estos modelos se clasifican como modelos de caja blanca y las variaciones se representan con ecuaciones diferenciales o integrales. El modelo de este tipo que ha sido estandarizado y recomendado por la FAO para estimar la evapotranspiración del cultivo de referencia es el modelo de Penman-Monteith (Allen et al., 1998).

Se desarrolló un modelo físicamente basado de evapotranspiración con resistencia de dosel variable. En este modelo se modificó la resistencia de dosel investigando la hipótesis que este parámetro es variable en la ecuación FAO Penman-Monteith. Los valores estimados de evapotranspiración con este modelo se compararon con el método FAO Penman-Monteith con resistencia de dosel

constante $r_c=70 \text{ s m}^{-1}$. El modelo tuvo un desempeño muy convincente para estimar la evapotranspiración en bases de tiempo horarias y diarias. Por tanto, la resistencia de dosel es variable y depende del clima recomendándose para los modelos de evapotranspiración (Todorovic, 1999).

El modelo de Penman-Monteith pudo predecir la evapotranspiración real diaria del tomate con una desviación estándar de 0.51 mm día^{-1} y con un error absoluto de 4.2 % en Talca, Chile, esto se logró al adaptar este modelos al cultivo de tomate en vez de grass hipotético que describe el manual de la FAO-56 (Ortega-Farias et al., 2000).

El objetivo futuro en los estudios de modelos físicamente basados, es identificar un modelo apropiado para estimar la evapotranspiración de referencia. Se usan diferentes métodos climatológicos en base de tiempo diaria, algunos se basan en la teoría de la combinación (balance de masa y de energía) y otros son empíricos que se basan en radiación solar, temperatura y humedad relativa (Kumar et al., 2011).

El modelo de Interacción Suelo-Vegetación-Atmósfera está físicamente basado, utiliza procesos de transferencia de masa y energía, además de utilizar términos fisiológicos. En un estudio se estimó la evapotranspiración del tomate utilizando el modelo de Interacción Suelo-Vegetación-Atmósfera, el cual fue capaz de estimar el flujo de calor latente en base horaria con una desviación media de 6 Wm^{-2} y una raíz del error medio cuadrático de 65 Wm^{-2} . Este modelo, en base diaria estimó la evapotranspiración con un sesgo de 0.11 mm d^{-1} y una raíz del error medio

cuadrático de 0.50 mm d^{-1} . Su análisis de sensibilidad mostró que si existe errores de $\pm 30 \%$ en las principales variables de entrada como: índice de área foliar, altura del cultivo, albedo y resistencia estomática mínima; en estas condiciones el modelo de Interacción Suelo-Vegetación-Atmósfera es capaz de estimar la evapotranspiración del tomate con errores menores de 6% (Olioso et al., 2005).

Se estandarizó el método del coeficiente de cultivo por la FAO para predecir la evapotranspiración (ET) en base a campo, la aplicación y prueba de ese método incluyó su uso a un distrito de riego de gran extensión (California), esta fue la primera comparación de la predicción con este método basado en coeficiente de cultivo con la ET determinada por balance de agua en un área grande de riego. Se hizo extensivas revisiones en métodos de medición y predicción de la evaporación de suelos desnudos y se realizó pruebas del modelo de evaporación estandarizado por la FAO. También se comparó y discutió los métodos de predicción de la ET de referencia usados en California con el método estandarizado por la ASCE. Posteriormente se hizo un salto de escala de predicción de la ET de imágenes satelitales a mapas de ET. Luego un procedimiento completo basado en balance de energía se aplicó a grandes áreas de terreno para predecir la ET en una resolución relativamente alta. Con ello se investigó la variación en el campo de la ET de un mismo tipo de cultivo, también con ello se da el medio para comparar y actualizar las curvas de coeficiente de cultivo usadas tradicionalmente (Ritter, 2005).

2.2.4. Modelos empíricos de evapotranspiración

La escasa disponibilidad de datos meteorológicos en muchas regiones, para el uso de los modelos físicamente basados, generó la necesidad de buscar modelos empíricos que tengan la principal cualidad de dar buenas estimaciones con una cantidad mínima de variables meteorológicas. Los modelos empíricos se desarrollaron en una diversidad de condiciones climáticas como: áridas, semiáridas y húmedas, se basan principalmente en radiación y en temperatura. Se determinan construyendo relaciones estadísticas entre las variables de fácil disponibilidad con datos de lisímetros o con valores determinados con el modelo de FAO Penman-Monteith. Además se determinaron relaciones regionales para la estimación en sitios sin datos meteorológicos.

El comportamiento de la evapotranspiración de referencia (ET_o) en grandes áreas geográficas se estudió a través de modelos regionales, un modelo regional relaciona una variable con factores geográficos. Se aproximó con series de Fourier el comportamiento de la ET_o y se relacionó los coeficientes de Fourier obtenidos con los respectivos coeficientes de Fourier de la temperatura promedio mensual, con la longitud y la elevación geográfica de las estaciones meteorológicas, obteniéndose así un modelo regional (Fennessey and Vogel, 1996). Este modelo mostró ser mejor que el método de Linacre (Linacre, 1977) y el método de Hargreaves y Samani (Hargreaves and Samani, 1985).

Se desarrollaron modelos empíricos de estimación de la evapotranspiración potencial. La evapotranspiración potencial es equivalente a la evapotranspiración del cultivo de referencia, pero es un concepto muy general según el manual 56 de

la FAO el cual no recomienda su uso (Allen et al., 1998). Este modelo de evapotranspiración potencial se construyó en función del rango diario de temperatura y de la radiación solar extraterrestre. Se ensayaron modelos exponenciales, potenciales y lineales, incluyendo en el modelo las horas de sol totales. Los modelos de mejor ajuste fueron el potencial y el exponencial, se encontró que el rango diario de la temperatura y la radiación solar extraterrestre son buenos estimadores de la evapotranspiración potencial para las condiciones de los lugares estudiados (García et al., 2000).

De las ecuaciones empíricas para estimar la evapotranspiración del cultivo de referencia, la que mejores estimaciones ha dado a parte de la ecuación de Penman-Monteith FAO 56 (Allen et al., 1998), en diferentes condiciones climáticas, es la ecuación de Hargreaves de 1985 (Hargreaves and Samani, 1985). Los primeros esfuerzos de determinar los requerimientos de agua de los cultivos en regiones áridas y semiáridas de Estados Unidos, obligaron el desarrollo de ecuaciones de evapotranspiración simplificadas con datos climáticos limitados. Se hizo varios esfuerzos por mejorar la utilidad del tanque de evaporación para estimar la evapotranspiración y por consiguiente, los requerimientos de agua de los cultivos. Se buscó métodos robustos y prácticos que se basan en datos climáticos disponibles y confiables, para determinar la evapotranspiración del cultivo de referencia. En sitios irrigados el método de Hargreaves de 1985 produce valores de evapotranspiración del cultivo de referencia para 5 días o más, que concuerdan favorablemente con los valores obtenidos por el método FAO 56 Penman-Monteith y el método de Penman del CIMIS (Servicio de Información de

Gestión de Riego de California). La fórmula de Hargreaves de 1985 predijo adecuadamente la evapotranspiración del cultivo de referencia medida en lisímetros, esta ecuación requiere únicamente datos de temperatura del aire (Hargreaves and Allen, 2003).

También se desarrollaron modelos empíricos para estimar la evapotranspiración actual en cuencas forestales, construyendo bases de datos SIG (Sistemas de Información Geográfica) que incluyen cobertura del suelo, caudales diarios y clima obtenidos por monitoreo y experimentación. Implementándose un paquete de modelamiento estadístico. Se logró un modelo lineal multivariado que incluye 4 variables independientes: precipitación anual, latitud de la cuenca, elevación de la cuenca y porcentaje de cobertura forestal. El modelo tuvo un R^2 ajustado superior a 0.70. Este tipo de modelo puede usarse para examinar la variabilidad espacial de la disponibilidad de agua, para estimar las pérdidas de agua anuales en cuencas a meso-escala y para proyectar el cambio en el rendimiento de agua potencial debido al cambio en la cobertura forestal (Lu et al., 2003).

El concepto de evapotranspiración actual es similar al de evapotranspiración del cultivo ajustado a condiciones no estándar, es decir para condiciones naturales de estrés hídrico para la planta. En un estudio, se compararon modelos de evapotranspiración en ecosistemas forestales, la variable comparada fue el calor latente medio diario de cada modelo con el correspondiente medido y registrado cada media hora en una torre encima del dosel forestal. Los modelos calcularon la evapotranspiración potencial de mejor forma que la evapotranspiración actual la cual fue sobreestimada para la estación de verano. Es posible integrar una función

de humedad del suelo para estimar la evapotranspiración actual, lo cual resultó en una mejor exactitud. Se descubrió que un modelo de Priestley-Taylor modificado se desempeñó de mejor forma dada su relativa simplicidad (Fisher et al., 2005).

Se halló una diferencia significativa entre los valores de evapotranspiración potencial obtenidos desde diferentes métodos. Se encontraron grandes diferencias entre los métodos de estimación de la evapotranspiración potencial en base a la temperatura y en base a la radiación. En base al criterio de disponibilidad de datos y a las correlaciones con valores de evapotranspiración actual, los métodos de Priestley-Taylor, Turc y Hamon son los más recomendados para aplicaciones regionales en el Sur-Este de los Estados Unidos (Lu et al., 2005).

Se relacionaron varios métodos similares de cálculo de la evapotranspiración de referencia (E_{To}) como: Penman-Monteith (PM), Priestley-Taylor modificado (PT) y evaporación de tanque (E_p); con la evapotranspiración actual (E_{Ta}), utilizando métodos de regresión para estimar: la conductancia de la superficie volumétrica del método PM denominada $PT\alpha$, el coeficiente de vegetación de E_{To} y el coeficiente para el método de evaporación de tanque (E_p). El método PT, donde $PT\alpha$ es una función del índice de área foliar (LAI) y de la radiación solar, fue aquel que provee la mejor relación con la E_{Ta} diaria con un error estándar (SE) de 0.11 mm. El método PM, en el cual la conductancia de la superficie volumétrica es una función de la radiación neta y del déficit de presión de vapor; fue ligeramente menos efectivo (SE = 0.15 mm) que el método PT. Los coeficientes de vegetación para el método E_{To} (SE = 0.29 mm) son una función simple del LAI. Los coeficientes de tanque para el método E_p (SE = 0.40 mm) son una función del LAI

y de la E_p . Estas relaciones pueden proveer estimados de la ET_a en ambientes similares con pasturas en los cuales los datos meteorológicos y de LAI pueden obtenerse (Sumner and Jacobs, 2005).

Al comparar varios métodos de evapotranspiración de referencia (ET_o), se encontró que los valores estimados por los métodos de Thornthwaite, Hargreaves, Hamon, el método basado en radiación solar (R_s) y el método basado en radiación solar neta (R_n), al correlacionarlos con los valores estimados con el método FAO Penman-Monteith (FAO 56 – PM), dio como resultado que en los estimados de ET_o por los métodos de Hargreaves y el método basado en radiación solar (R_s), la radiación solar es la variable de ingreso más importante para el método FAO 56 – PM (Alkaeed et al., 2006).

Se determinó en una tendencia general que el método de Blaney-Criddle da valores estimados de evapotranspiración de referencia (ET_o) significativamente altos; y que el método de Hargreaves subestima los valores de ET_o . Se observó que para la mayoría de veces el valor de ET_o obtenido con el método de Penman-Monteith varía entre los valores obtenidos con los métodos de Blaney-Criddle y Hargreaves. Por consiguiente se propuso que la semisuma entre los estimados por Blaney-Criddle y Hargreaves, produce la mejor estimación de la ET_o , esto se evidenció al evaluar la raíz del error medio cuadrático, en condiciones de Burkina Faso (Wang et al., 2007).

Se modeló la evapotranspiración de referencia (ET_o) sobre “terrenos complejos” desde una mínima cantidad de datos climatológicos. Como resultado se encontró

que los estimados de ETo con el modelo para "terrenos complejos" generalmente son cercanos a los estimados con el método FAO-56, y son mejores que los estimados de ETo con el modelo de Hargreaves-Samani y con el modelo de Droogers-Allen. Además, los 3 modelos se desempeñaron similarmente en sitios de baja altitud. El modelo de evapotranspiración de referencia para "terrenos complejos" fue superior en su desempeño en sitios con altitud mayor a los 500 metros sobre el nivel del mar (Diodato and Bellocchi, 2007).

Se comparó diferentes procedimientos para mapear la evapotranspiración de referencia (ETo) usando sistemas de información geográfica y técnicas basadas en regresión. Puesto que el método de Hargreaves requiere del cálculo de estimados de radiación extraterrestre (R_a), se demostró que los cálculos de R_a a partir del modelo digital de elevación (DTM) y técnicas de modelamiento SIG, proveen una distribución espacial más realista de la ETo, que aquella obtenida considerando únicamente la latitud. Por tanto, es preferible modelar las variables involucradas como temperatura y R_a , para calcular luego la ETo por medio del álgebra de capas en el SIG (Vicente-Serrano et al., 2007).

Se comparó las ecuaciones de Priestley-Taylor, Turc, Makkink, Hargreaves-Samani, la ecuación de Copais (Alexandris et al., 2006) y la ecuación de Trajkovic (Trajkovic, 2005) con valores diarios de ETo, utilizando regresión lineal e índices estadísticos. Se adecuó el contenido de agua del suelo para que la evapotranspiración del grass se asemeje a la evapotranspiración de referencia (ETo). Se midió la radiación solar (R_s) y la radiación neta (R_{net}) se determinó empíricamente por el método FAO – 56 (Allen et al., 1998). Los errores medios del

sesgo obtenidos para los estimados de ETo con los métodos son: Copais 0.019 mm/día, Priestley-Taylor - 0.037 mm/día, Hargreaves-Samani 0.741 mm/día, Turc - 0.620 mm/día, Makkink - 0.186 mm/día y Trajkovic 0.158 mm/día.

La ETo promedio por el método FAO-PM fue de 2.857 mm día⁻¹. En general, los modelos de Priestley-Taylor y Copais se desempeñaron bien. El método de Hargreaves – Samani sobreestimó sistemáticamente la ETo, y los métodos de Turc y de Makkink los subestimó (*Alexandris et al., 2008*).

Se encontró que al dividir los datos climáticos en época seca y lluviosa, se mejora la exactitud de los modelos de evapotranspiración de referencia (ETo) basados en temperatura tales como: Hargreaves (HGR) y Blaney-Criddle (BCR). Al compararlos con el método FAO Penman-Monteith (FPM), HGR se desempeñó mejor que BCR en época seca, mientras que BCR se desempeñó mejor que HGR en época lluviosa. Se recomienda tener en consideración la época cuando se aplica modelos basados en temperatura bajo condiciones climáticas semiáridas, donde la radiación ($r = 0.87$) y la velocidad del viento ($r = 0.89$) afectan la ETo; y también se recomienda estos modelos como alternativas al método FPM, para condiciones del sitio estudiado (*Wang et al., 2009a*).

Se evaluó el desempeño de redes neuronales artificiales para estimar la evapotranspiración de referencia (ETo) a partir de datos meteorológicos limitados, encontrándose que sólo tomando en cuenta las temperaturas medias, máximas y mínimas del aire, estos modelos mejoran sustancialmente las estimaciones de la

ET_o, proveen predicciones insesgadas y con mejor exactitud sistemática, al compararse con la ecuación de HGadj (Diamantopoulou et al., 2011).

Al evaluar modelos de evapotranspiración de referencia (ET_o) en base diaria en ambientes áridos y semiáridos, se encontró que los modelos modificados de Hargreaves fueron de mejor desempeño según: el error medio de sesgo (MBE), la raíz del error medio cuadrático (RMSE) y el error medio absoluto (MAE); al compararse con la ET_o obtenida con el modelo FAO 56 – PM. También se encontró que se requiere calibración local para cualquier modelo, utilizando tal vez regresión lineal (Mohawesh, 2011).

Las redes neuronales como modelos de evapotranspiración de referencia conceptuales para diferentes pasos de tiempo; se desempeñaron mejor cuando existe riesgo de colinealidad y dieron buenos resultados cuando se elige una arquitectura apropiada. Estos modelos reducen: la raíz del error medio cuadrático, y el error medio relativo y absoluto; además maximizan la eficiencia de Nash-Sutcliffe y el coeficiente de determinación (Laaboudi et al., 2012).

2.2.5. Modelos de evapotranspiración en base a datos de tanque de evaporación

La estimación de la evapotranspiración a partir de datos de evaporación ha dado buenos resultados, puesto que la evaporación integra el efecto combinado de las variables de ingreso principales como: la temperatura del aire, la radiación solar, la humedad relativa y la velocidad del viento; sin embargo, su uso requiere cuidados en la ubicación del tanque puesto que existe el efecto barrera, las condiciones en que se encuentra, encima de suelo desnudo o con pasto, donde interviene el

borde que es la longitud que tiene la capa de pasto. Para incluir este efecto se desarrollaron relaciones empíricas que determinan el coeficiente del tanque. El coeficiente del tanque es la razón entre la evapotranspiración de referencia y la evaporación del tanque. En el manual 56 de la FAO (Allen et al., 1998) se relacionan empíricas entre el coeficiente del tanque con: la humedad relativa media, la velocidad media del viento y la longitud del borde, para casos de tanques encima de suelo desnudo y cubierto por pasto, incluso distinguiendo el tipo de tanque si es clase A o del tipo Colorado.

En zonas semiáridas de Venezuela los valores de evapotranspiración del cultivo de referencia diarios obtenidos con el método de Penman-Monteith y el tanque de evaporación en un primer período de investigación (abril-julio) fueron similares y en un segundo período (julio-noviembre) los valores del tanque fueron mayores (López and Dennett, 2005).

Se desarrolló métodos de estimación simplificada de la evapotranspiración de referencia a partir de datos de evaporación de tanque considerando las diferencias en el borde para ajustar las tasas de evaporación de tanque a valores esperados de evapotranspiración de referencia de grass con 100 valores de borde. Lográndose así una relación empírica entre la evapotranspiración de referencia y la evaporación del tanque para determinar el coeficiente del tanque, lo cual elimina la necesidad de datos de humedad relativa y velocidad del viento con frecuencia no disponibles; sin embargo, este método puede requerir de calibraciones en climas húmedos y velocidades altas del viento (Snyder et al., 2005).

Al estudiarse las tendencias de la evaporación de tanque, de la evapotranspiración de referencia y de la evapotranspiración actual a través de la altiplanicie Tibetana, se halló que la evapotranspiración de referencia y la evaporación del tanque decrecen significativamente en 47 y 38 %, respectivamente; aunque la temperatura del aire en la mayoría de lugares se incrementa significativamente; y aunque la velocidad del viento y las horas de insolación decrecen significativamente en 85 y 43 %, respectivamente (Zhang, 2007).

2.2.6. Modelos estocásticos para pronóstico de la evapotranspiración

Los estudios de modelación de la ETo se realizan en una base de tiempo que puede ser diaria, semanal o mensual. Para el pronóstico de series semanales de ETo se utilizaron modelos ARIMA (modelos autoregresivos de media móvil integrados). Se encontró que el modelo más apropiado es aquel que presenta un término autoregresivo y un término de media móvil con una estacionalidad de 52 semanas. El modelo de Winter también como el modelo ARIMA, ambos produjeron errores muy pequeños y por tanto su uso sería apropiado para gestionar el riego (Mohan and Arumugam, 1995).

También se desarrolló un modelo de simulación de series de tiempo aplicado a la evapotranspiración del cultivo de referencia (ETo) usando datos de tanque clase A. Obteniéndose que los modelos ARIMA(1,0,0) y ARIMA (0,1,1) dan pronósticos razonables y aceptables de la ETo, comparando su desempeño con la ETo calculada a partir de parámetros medidos de tanque de evaporación clase A (Hamdi et al., 2008).

Los modelos de series de tiempo pueden aplicarse al pronóstico de la evapotranspiración y para generar series estocásticas, que pueden ayudar a estudiar escenarios futuros probables. Esto se puede realizar por simulación luego del proceso de modelamiento estocástico.

2.2.7. Modelos de evapotranspiración basados en sensores remotos

La estimación de la evapotranspiración es útil en los modelos hidrológicos precipitación-escorrentía de tipo distribuidos y de largo período, que básicamente representan el balance de agua en una cuenca. Para utilizar estos modelos es necesaria una determinación de la evapotranspiración a nivel regional para grandes áreas, lo cual se puede realizar con el uso de sensores remotos. Los sensores remotos se basan en la captura de información indirecta sin tener contacto con el objeto estudiado. Así, en base a imágenes de satélite de diferentes tipos se puede estimar variables físicas como la temperatura de la superficie del suelo.

Un gran avance en la estimación de la evapotranspiración de vegetación en grandes áreas lo constituye el uso de datos de sensores remotos como variables de ingreso a modelos de transferencia suelo-vegetación-atmósfera (SVAT). Los modelos de transferencia suelo-vegetación-atmósfera calculan las transferencias de masa y energía, con ecuaciones que describen los intercambios de turbulencia, radiación y agua, también ecuaciones que describen el control estomático con relación a las transferencias de vapor de agua. Los sensores remotos dan información indirecta para los modelos SVAT como: temperatura de la superficie, humedad del suelo superficial, estructura del dosel del cultivo, absorción de la

radiación solar y/o albedo. Puesto que la información es indirecta, los modelos de este tipo deben calibrarse con datos de evapotranspiración medidos directamente en la superficie del suelo (Olioso et al., 1999).

Las imágenes desde sensores remotos se utilizaron en modelos de procesamiento junto con el Algoritmo de Balance de Energía Superficial para Suelo (SEBAL) que comprende 25 submodelos para calcular la evapotranspiración de grandes áreas como un residuo del balance de energía superficial en la tierra. Este tipo de modelos genera imágenes que proveen la cantidad y distribución espacial de la evapotranspiración (Allen et al., 2003).

Se desarrollaron diferentes métodos para la estimación de la evapotranspiración en grandes áreas, desde datos de sensores remotos, entre ellos métodos directos basados en la ecuación del balance de energía y usando imágenes infrarrojas termales, y también se utilizó relaciones simplificadas. Estos métodos se utilizan aplicándolos a escala pequeña utilizando imágenes infrarrojas termales, y a escala grande utilizando datos de NOAA (Oficina de Administración Nacional del Océano y la Atmosfera de Estados Unidos). Se han realizado estimaciones indirectas usando modelos de transferencia Suelo - Vegetación - Atmosfera (SVAT). En los modelos SVAT se requiere frecuentemente una combinación de los diferentes dominios de longitud de onda, así como también conseguir parámetros de ingreso para caracterizar las diferentes superficies, como: albedo, emisividad e índice de área foliar. Se realizaron aplicaciones de algunos modelos como el SEBAL, Mesõ-NH, etc., para estimar los flujos de superficie desde datos de sensores remotos (Courault et al., 2003).

Se encontró una ecuación simplificada para estimar la evapotranspiración del cultivo de referencia a partir de la temperatura de la superficie en base a sensores remotos y datos meteorológicos locales. Esta ecuación se basa en una parametrización de las condiciones meteorológicas en los primeros metros de la atmosfera que hacen una forma simple de la ecuación de Penman-Monteith. Este método es de naturaleza local puesto que los parámetros deben estimarse a partir de datos meteorológicos. Este modelo presentó un error de estimación de ± 0.6 mm día⁻¹ (Rivas and Caselles, 2004).

Para estimar la evapotranspiración desde datos de sensores remotos se desarrollaron diferentes métodos desde los empíricos tal como relaciones simplificadas hasta métodos complejos que se basan en su uso con modelos SVAT (Suelo - Vegetación - Atmósfera). Las relaciones simplificadas se han aplicado desde escala espacial pequeña utilizando imágenes infrarrojas de temperatura (TIR) aerotransportadas, también se han aplicado hasta una escala espacial mayor con datos de imágenes NOAA (Administración Nacional del Océano y la Atmósfera de Estados Unidos). Los métodos complejos se denominan procedimientos de asimilación y requieren frecuentemente datos de sensores remotos sobre diferentes dominios espectrales para extraer parámetros que caracterizan las propiedades de la superficie tales como: el albedo, la emisividad y el índice de área foliar (Courault et al., 2005).

Se comprobó que el sistema de balance de energía en la superficie (SEBAL) predice la evapotranspiración con exactitudes aproximadamente de 10 a 15 % de los valores obtenidos de mediciones in situ, describiendo de manera efectiva el

desarrollo temporal de los patrones de flujo superficial en cultivos de maíz y soya, incluso cuando la fracción evaporativa varía entre 0.50 y 0.90. Se evaluó el desempeño de este modelo a escala de cuenca utilizando datos de sensores remotos de alta resolución y meteorología operacional. Con este modelo se logró mejores estimaciones de la evapotranspiración para el maíz que para la soya. Estos métodos utilizados en este modelo indican que éste tiene un gran potencial para predecir los flujos de calor en la superficie y por consiguiente la evapotranspiración (Su, 2005).

Para obtener la evapotranspiración del cultivo de referencia (ET_o) desde imagen de satélite geoestacionario, se evaluó una fórmula aproximada que se basa en radiación y temperatura, propuesta por Makkink adoptando la ET_o calculada con la ecuación de Penman-Monteith FAO-56, como el estimado exacto. Para ello se utilizó radiación solar diaria medida. Los primeros resultados del proyecto de estimación de la ET_o con imágenes LANDSAF son promisorios. Si este método demuestra ser exitoso, entonces el satélite LANDSAF será capaz de estimar la distribución de la ET_o en tiempo real (de Bruin et al., 2010).

Se adaptó y aplicó los métodos de sensores remotos de Granger (Granger, 2000) y el método de Carlson y Buffum (Carlson and Buffum, 1989) que usan datos de satélite y mediciones meteorológicas en el suelo; además, una adaptación del método de FAO Penman-Monteith (FAO-PM) se utilizó como referencia. Los tres métodos usaron canales visibles 1 y 2, y canales infrarrojos 4 y 5, de imágenes de sensor NOAA-AVHRR para calcular el albedo y el NDVI (índice de diferencia de vegetación normalizada), además de temperaturas de superficie. Para los

métodos de FAO-PM y de Granger se usó imágenes de satélite NOAA-15 para la temperatura. Para el método de Carlson-Buffun se combinó imágenes NOAA-14 y NOAA-15. Ambos métodos de Carlson-Buffun y de Granger siguen la variación del método FAO-PM teniendo el potencial para estimar la distribución espacial de la evapotranspiración. El grado de concordancia con el método FAO-PM depende de la etapa de crecimiento del cultivo. El método de Carlson-Buffun se desempeñó mejor en la primera mitad de la etapa de desarrollo del cultivo, y el método de Granger lo hizo en la etapa de restante de desarrollo y en la etapa de maduración. La velocidad del viento influencia significativamente la estimación, y sus valores altos subestiman la evapotranspiración (Tsouni et al., 2008).

Los modelos actuales para la estimación de la evapotranspiración regional, varían ampliamente en variables de entrada, asunciones y exactitud, etc. Los datos multiespectrales de sensores remotos usados generalmente son desde bandas visibles hasta infrarrojas termales, y los modelos son desde ecuaciones simplificadas hasta modelos más complejos de balance de energía; sin embargo, todos los modelos necesitan de mediciones auxiliares en el suelo para obtener los flujos turbulentos de calor a escala regional (Li et al., 2009).

La evapotranspiración se estimó a partir de datos de sensores remotos desde satélite y se integró para 24 horas en base a píxeles para su determinación diaria. Resultando mapas de temperatura de la superficie del suelo y mapas de evapotranspiración, estos se compararon con datos medidos de estaciones meteorológicas. Este método provee estimaciones aceptables de evapotranspiración en Dobrogea, Rumanía (Serban et al., 2010).

Se estimó la evapotranspiración de referencia (ET_o) en base a sensores remotos y se probó los 3 modelos empíricos siguientes: Hargreaves, Thornthwaite y Blaney-Criddle. La temperatura de la superficie del suelo estimada a partir del sensor MODIS/Terra, se usó como variable de entrada a los modelos empíricos. Se utilizó una estación meteorológica para calibrar los modelos, como referencia se tomó los estimados de ET_o con el método de FAO-56 Penman - Monteith. Se encontró que el modelo de Hargreaves es el más apropiado para Kenya, con una raíz del error medio cuadrático (RMSE) de 0.47 mm día⁻¹ y un coeficiente de correlación de 0.67. Así, la temperatura de la superficie del suelo de Sensor MODIS puede incorporarse bien al modelo de Hargreaves (Maeda et al., 2011).

Sin embargo se ha concluido que, los modelos de evapotranspiración son más sensibles al cambio de algunas variables de ingreso, dependiendo del clima de la zona a la que se aplican. La estimación de la evapotranspiración ha tenido una evolución marcada fundamentalmente por el paso de los modelos físicamente basados que son más recomendables, a los modelos empíricos buscados por la poca disponibilidad de datos en sitios poco instrumentados. En los modelos físicamente basados el método de la FAO Penman-Monteith para estimar la evapotranspiración de referencia, es el estándar mundial, recomendado en el manual FAO 56, por lo cual también muchos modelos empíricos comparan sus estimaciones con las de este modelo. En los modelos empíricos, muchos de ellos tienen un buen desempeño según las condiciones en que se aplican; sin embargo, el modelo de Hargreaves de 1985, es el que mejor se desempeña en varias condiciones consistentemente. Un salto de escala en la estimación se hizo con el

uso de los sensores remotos, para la estimación a nivel regional de la evapotranspiración. En este caso los modelos que hacen uso de variables de entrada de sensores remotos, también se clasifican en relaciones empíricas simplificadas y modelos complejos basados en procesos de transferencia. Las imágenes infrarrojas termales para pequeñas escalas y las imágenes NOAA para grandes escalas, son unas de las principales variables de entrada. Los modelos que usan sensores remotos necesitan siempre de calibraciones con datos meteorológicos medidos en estaciones. La evapotranspiración se puede pronosticar utilizando modelos de series de tiempo como los ARIMA, para la gestión de demandas agrícolas de agua futuras. La estimación de la evapotranspiración en base a la evaporación de tanque, es muy útil cuando se determina el coeficiente de tanque con relaciones robustas que deben; sin embargo, ser calibradas a condiciones locales de humedad relativa y viento.

2.2.8. Aproximación de la evapotranspiración potencial $E_t(\tau)$ por series de Fourier

Los datos periódicos pueden aproximarse por una función continua de series de Fourier (Fennessey and Vogel, 1996). Para este estudio, se utilizó la formulación de series de Fourier reportada por Bloomfield (Bloomfield, 1976) para aproximar la $E_t(\tau)$. La serie de Fourier aproximada es

$$E_{t,f} \approx E_{ta} + \sum_{k=1}^m \left[a_k \cos\left(\frac{\pi k \tau}{6}\right) + b_k \text{sen}\left(\frac{\pi k \tau}{6}\right) \right]$$

Donde τ es el mes, $\tau = 1, \dots, 12$; $E_{t,f}(\tau)$ denota la aproximación por series de Fourier para el valor promedio mensual de evapotranspiración del cultivo de referencia

diaria durante el mes τ ; E_{ta} es el promedio anual de evapotranspiración del cultivo de referencia diaria; k es el índice de sumatoria para el armónico k ; m es el número total de armónicos requeridos para aproximar exactamente $E_t(\tau)$ derivada del método del tanque clase A. Se determinó que con $m = 2$ armónicos resultan valores de $E_{t,f}(\tau)$ que aproximan muy bien $E_t(\tau)$.

Los coeficientes de la serie de Fourier para el armónico k de $E_{t,f}(\tau)$, a_k y b_k , son estimados usando

$$a_k = \frac{1}{6} \sum_{\tau=1}^{12} [E_t(\tau) - E_{ta}] \cos\left(\frac{\pi k \tau}{6}\right)$$

$$b_k = \frac{1}{6} \sum_{\tau=1}^{12} [E_t(\tau) - E_{ta}] \text{sen}\left(\frac{\pi k \tau}{6}\right)$$

2.2.9. Modelo de regresión regional para la evapotranspiración potencial $E_t(\tau)$

La temperatura del aire cerca de la superficie de la tierra es un indicador de la capa límite planetaria de calor, flujos de humedad y del balance de energía en la superficie (Fennessey and Vogel, 1996). Por consiguiente se puede estimar $E_t(\tau)$ utilizando una regresión multivariada con la temperatura del aire probable a ser la más importante candidata a variable independiente. Como se notó, las ecuaciones que describen muchas de las variables individuales de la ecuación de Penman-Monteith son dependientes de la temperatura (Fennessey and Kirshen, 1994).

La ecuación de regresión regional fue desarrollada tal cual describe cinco coeficientes de Fourier de evapotranspiración del cultivo de referencia de dos armónicos formados: E_{ta} , a_1 , b_1 , a_2 y b_2 . Las variables independientes candidatas

incluyen de la estación, longitud y elevación, temperatura media mensual y la temperatura media anual.

Las series de Fourier se pueden ajustar a las temperaturas medias mensuales,

$T(\tau)$, $\tau \equiv 1, \dots, 12$, así

$$T_f(\tau) \approx T_a + \sum_{k=1}^m \left[c_k \cos\left(\frac{\pi k \tau}{6}\right) + d_k \text{sen}\left(\frac{\pi k \tau}{6}\right) \right]$$

Donde $T_f(\tau)$ es la aproximación por series de Fourier de la temperatura promedio mensual diaria (en °C) para el mes τ y T_a es la temperatura promedio anual diaria (Fennessey and Vogel, 1996). Semejante a $E_{t,f}(\tau)$, se limitó $T_f(\tau)$ a los primeros dos armónicos, de aquí los cinco coeficientes de las series de Fourier $T_f(\tau)$ son descritos por T_a , c_1 , d_1 , c_2 y d_2 utilizando

$$T_a = \frac{1}{12} \sum_{\tau=1}^{12} T(\tau)$$

$$c_1 = \frac{1}{6} \sum_{\tau=1}^{12} [T(\tau) - T_a] \cos\left(\frac{\pi \tau}{6}\right)$$

$$d_1 = \frac{1}{6} \sum_{\tau=1}^{12} [T(\tau) - T_a] \text{sen}\left(\frac{\pi \tau}{6}\right)$$

$$c_2 = \frac{1}{6} \sum_{\tau=1}^{12} [T(\tau) - T_a] \cos\left(\frac{\pi \tau}{3}\right)$$

$$d_2 = \frac{1}{6} \sum_{\tau=1}^{12} [T(\tau) - T_a] \text{sen}\left(\frac{\pi \tau}{3}\right)$$

Se realizó el ajuste a ecuaciones para las variables dependientes E_{ta} , a_1 , a_2 , b_1 y b_2 utilizando las variables independientes: longitud decimal de la estación, elevación de la estación, T_a , c_1 , c_2 , d_1 y d_2 . La ecuación de regresión final toma la forma

$$\theta_t = e_0 + e_1 Long + e_2 Elev + e_3 Ta + e_4 c_1 + e_5 d_1 + e_6 c_2 + e_7 d_2$$

Donde Long es la longitud del sitio (en grados decimales), Elev es la elevación del sitio (en metros), y θ_t denota la variable dependiente E_{ta} , a_1 , b_1 , a_2 o b_2 (Fennessey and Vogel, 1996).

El modelo regional final para $E_t(\tau)$, denotado por $E_{t,r}(\tau)$, es

$$E_{t,r}(\tau) = E_{ta} + a_1 \cos\left(\frac{\pi\tau}{6}\right) + b_1 \text{sen}\left(\frac{\pi\tau}{6}\right) + a_2 \cos\left(\frac{\pi\tau}{3}\right) + b_2 \text{sen}\left(\frac{\pi\tau}{3}\right)$$

Donde los coeficientes del modelo son obtenidos utilizando la ecuación de regresión regional.

2.2.10. Modelos de estimación de la ETP para el Altiplano de Puno

Los modelos de estimación de la ETP para el Altiplano de Puno son los de García (García et al., 2000) y de Serruto (Serruto 1993). Estos se describen a continuación.

Se realizó un estudio para determinar ecuaciones de estimación de la evapotranspiración potencial en función de variables climáticas disponibles en mayor número de estaciones climatológicas (García et al., 2000). Ensayaron con modelos: exponencial, potencial y lineal, entre la evapotranspiración potencial (E_o)

y las variables de estimación como rango diurno de temperatura (DT), radiación solar extraterrestre (Qs) o radiación solar en el tope de la atmósfera y la duración del día solar (N). Utilizaron datos de temperatura máxima, temperatura mínima y evapotranspiración potencial provenientes de estudios experimentales realizados en Puno, en los que la evapotranspiración potencial se midió mediante evapotranspirómetro de nivel freático constante.

El modelo de mejor ajuste corresponde al potencial cuya expresión es para Puno.

$$E_o = 3.2114(Q_s)^{0.005623\Delta T}$$

Dónde:

E_o = evapotranspiración potencial (mm/día).

Q_s = radiación solar extraterrestre (mm/día).

ΔT = rango diurno de temperatura (°C).

$$\Delta T = T_{\max} - T_{\min}$$

En Puno el rango diurno de temperatura y la radiación solar disponible en el tope de la atmósfera son buenos estimadores de la evapotranspiración potencial.

Serruto (Serruto 1993) estableció una fórmula para una mejor estimación de la evapotranspiración potencial para Puno en función de la radiación extraterrestre y la temperatura media, variables meteorológicas de fácil disponibilidad en general. La expresión de su modelo es la siguiente:

$$ETP = 0.003(RS)^{2.5} + 0.16(T)^{0.88}$$

Dónde:

ETP = evapotranspiración potencial o evapotranspiración de referencia (mm/día).

RS = radiación solar extraterrestre (mm/día).

T = temperatura media mensual (°C).

2.2.11. Ecuación alternativa para ETo cuando faltan datos climáticos

Se planteó como alternativa (Allen et al., 1998), que la ETo puede ser estimada utilizando la ecuación de Hargreaves-Samani (Hargreaves and Samani, 1985)

donde:

$$ETo = 0.023(T_{mean} + 17.8)(T_{max} - T_{min})^{0.5} Ra$$

Dónde:

ETo = Evapotranspiración del cultivo de referencia (mm/día).

T_{mean} = Temperatura promedio del día (°C).

T_{max} = Temperatura máxima promedio del día (°C).

T_{min} = Temperatura mínima promedio del día (°C).

Ra = Radiación solar extraterrestre (mm/día).

Esta ecuación tiene una tendencia de subdimensionar el valor de ETo bajo condiciones de vientos muy veloces (mayores de 3 m/s) y de sobre dimensionar el valor referido bajo condiciones de humedad relativa alta.

2.2.12. Determinación de la evapotranspiración

Para determinar la evapotranspiración existen métodos directos e indirectos. Los métodos directos se basan en la medición con instrumentos aplicando el principio de balance hídrico en el suelo con el cultivo específico. Los instrumentos se denominan lisímetros, existen varios tipos de estos instrumentos. Los métodos indirectos se basan primero en estimar la evapotranspiración de referencia con el uso de mediciones con tanque evaporímetro, fórmulas con base física y formulas empíricas y el uso del coeficiente de cultivo. Las formulas empíricas para determinar la evapotranspiración de referencia, sólo se recomiendan cuando no existen datos meteorológicos medidos. La fórmula con base física que da mejores resultados de evapotranspiración de referencia según informe FAO 56 (Allen et al., 1998) es el método FAO Penman – Monteith. En el informe FAO 56 se presenta además los métodos para estimar el coeficiente de cultivo. La evapotranspiración de cualquier cultivo se determina por multiplicar el coeficiente de cultivo por la evapotranspiración de referencia.

2.2.13. Medición de la evapotranspiración

Los lisímetros, son instrumentos utilizados para medir el contenido real de agua en el suelo; están rodeados de vegetación natural, para reproducir las condiciones existentes en el campo; por diferencias de peso medidas continuamente se determina la pérdida de agua del cultivo. Cuando los lisímetros se construyen adecuadamente y son instalados en lugares representativos, pueden proveer las medidas más exactas del uso de agua por los cultivos; sin embargo, estas instalaciones son de alto costo de operación y se utilizan sólo con fines de investigación, en estaciones experimentales muy complejas(Gurovich R., 1999).

La ecuación del balance hidrológico aplicada al caso de los lisímetros es:

$$ET = LL + R - P \pm \Delta H$$

Dónde:

ET = evapotranspiración real del cultivo (mm)

LL = lámina proporcionada por la lluvia (mm)

R = lámina proporcionada por el riego (mm)

ΔH = cambio de humedad del suelo en el período considerado (mm)

P = percolación profunda (mm)

En cuanto al relleno con suelo, especial énfasis debe ponerse en la reproducción exacta de la estratificación y grado de compactación del suelo, tal como se presenta en las condiciones del campo. Es necesario además, asegurarse que la fracción de agua que percola no se acumule en las capas inferiores del perfil de suelo, por efecto de la capilaridad y tensión superficial.

2.2.14. Método del tanque de evaporación clase "A"

El método estándar de determinación de la evapotranspiración, es el evaporímetro de Tanque Standard Clase A, del U.S.W.B. (Oficina de Climatología de EE.UU.); este instrumento permite determinar la evaporación desde una superficie de agua, que es el mejor integrador de los factores climáticos que determinan la evapotranspiración (Gurovich R., 1999). La evaporación medida por este método es denominada evaporación de tanque, por medio del coeficiente de tanque; se encuentra referida a una vegetación de escasa altura en activo crecimiento, que

cubre íntegramente el terreno y se mantiene sin restricciones de humedad del suelo; su magnitud depende fundamentalmente de las condiciones climáticas existentes, dadas por las características de la atmósfera vecina al suelo (evapotranspiración potencial).

El tanque de evaporación Clase "A", instalado en una extensión de pasto regado o en un área bajo cultivos regados, ha sido ampliamente utilizado en la programación de los riegos, debido a que, a diferencia de las ecuaciones empíricas que relacionan datos climáticos, permite medir los efectos ponderados de las variables que influyen la evapotranspiración, como humedad relativa, viento, radiación y temperatura. La ecuación general para estimar ETp (evapotranspiración potencial) por medio de lecturas de evaporación en un tanque es:

$$ETp = Kb \times E$$

Dónde:

ETp = evapotranspiración potencial diaria del área bajo estudio (mm/día)

Kb = coeficiente de tanque, que depende de la ubicación de ésta y de las condiciones climáticas.

E = evaporación del tanque para el período de 24 horas (mm/día).

El tanque de evaporación se comporta, dentro de ciertos límites, en la misma forma que las plantas, frente a la acción combinada de la radiación, viento, temperatura y humedad relativa del aire. Sin embargo, una superficie libre de agua

absorbe más energía incidente que la superficie de un cultivo. Además, el calor almacenado dentro de un tanque puede causar una considerable evaporación durante la noche, mientras la mayoría de las plantas transpiran únicamente durante el día. El color del tanque y la cantidad de agua almacenada en ésta producen diferencias en la cantidad de agua evaporada. Por consiguiente, es necesario, que la ubicación del tanque sea correctamente seleccionada, teniendo en cuenta todas las condiciones del clima, así como del medio ambiente que le rodea.

Al seleccionar el coeficiente de tanque $K_b = \frac{ET_p}{E}$, se debe tomar en cuenta la fisiología del cultivo de referencia. El rango óptimo de temperaturas para algunos pastos es 10°C más alto que para otros cultivos. También cabe mencionar que la respuesta estomática al viento, temperatura y diferencias de humedad relativa del aire, que es variable entre las especies agrícolas. Si las temperaturas no exceden significativamente el valor óptimo, los coeficientes K_b son usualmente más altos para meses cálidos.

Si el tanque de evaporación clase A es instalado y operado correctamente en un área grande con pasto regado, el coeficiente K_b se mantiene casi constante, variando de 0.75 a 0.85, excepto bajo condiciones de viento intenso o baja temperatura. Los niveles de agua en el tanque deberían mantenerse a 7.5 cm bajo el borde superior; una disminución de 10 cm bajo este nivel puede ocasionar errores del 15% en la evaporación del tanque. Algunas veces, se utilizan mallas

para evitar que las aves u otros animales tomen el agua del tanque; la instalación de mallas puede reducir la evaporación en un 10% adicional.

2.2.15. Coeficiente del tanque evaporímetro

Dependiendo del tipo de tanque, el tamaño y estado de la zona de amortiguamiento de viento (fetch) los coeficientes diferirán (Allen et al., 1998). Al agrandar la zona de amortiguamiento de viento, la mayoría de aire en movimiento sobre el tanque estará en equilibrio con la zona de amortiguamiento. En equilibrio con un gran fetch, el aire contiene más vapor de agua y menos calor en el caso A que en el caso B.

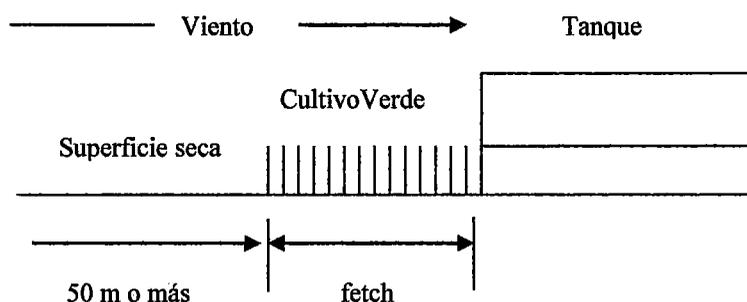


Figura 1. Caso A del tanque tipo "A"

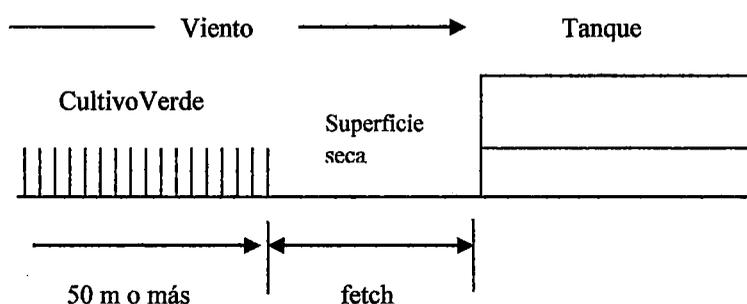


Figura 2. Caso B del tanque tipo "A"

El coeficiente para el tanque clase A para diferentes coberturas de suelo, fetch y condiciones climáticas puede obtenerse con una ecuación de regresión.

Donde datos son faltantes, la velocidad del viento puede ser estimada por tomar un valor global de 2 m/s. La ecuación de regresión para el tanque clase A y para el caso A, es:

$$K_p = 0.108 - 0.0286u_2 + 0.0422 \ln(FET) + 0.1434 \ln(RH_{mean}) - 0.00063 [\ln(FET)]^2 \ln(RH_{mean})$$

Dónde:

K_p = coeficiente del tanque.

u_2 = velocidad del viento diaria promedio a 2 m de altura (m/s).

RH_{mean} = humedad relativa diaria promedio (%).

FET = fetch.

El rango de las variables es:

$1 \text{ m} \leq FET \leq 1000 \text{ m}$ (estos límites deben ser observados).

$30 \% \leq RH_{mean} \leq 84 \%$

$1 \text{ m/s} \leq u_2 \leq 8 \text{ m/s}$

2.2.16. Método de FAO Penman-Monteith

La literatura más reciente diferencia a la evapotranspiración potencial de la evapotranspiración del cultivo de referencia. En el informe FAO 56 (Allen et al., 1998) se menciona que "el método FAO Penman-Monteith fue desarrollado

haciendo uso de la definición del cultivo de referencia como un cultivo hipotético con una altura asumida de 0.12 m, con una resistencia superficial de 70 s m^{-1} y un albedo de 0.23 y que representa a la evapotranspiración de una superficie extensa de pasto verde de altura uniforme, creciendo activamente y adecuadamente regado”.

La evapotranspiración del cultivo de referencia se estima según la siguiente ecuación.

$$ET_o = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T+273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)}$$

Dónde:

ET_o = evapotranspiración de referencia (mm dia^{-1})

R_n = radiación neta en la superficie del cultivo ($\text{MJ m}^{-2} \text{ dia}^{-1}$)

R_a = radiación extraterrestre (mm dia^{-1})

G = flujo del calor de suelo ($\text{MJ m}^{-2} \text{ dia}^{-1}$)

T = temperatura media del aire a 2 m de altura ($^{\circ}\text{C}$)

u_2 = velocidad del viento a 2 m de altura (m s^{-1})

e_s = presión de vapor de saturación (kPa)

e_a = presión real de vapor (kPa)

$e_s - e_a$ = déficit de presión de vapor (kPa)

Δ = pendiente de la curva de presión de vapor (kPa °C⁻¹)

γ = constante psicométrica (kPa °C⁻¹)

La evapotranspiración de referencia (ET_o) provee un estándar de comparación mediante el cual:

Se puede comparar la evapotranspiración en diversos periodos del año o en otras regiones;

Se puede relacionar la evapotranspiración de otros cultivos.

La ecuación utiliza datos climáticos de radiación solar, temperatura del aire, humedad y velocidad del viento. Para asegurar la precisión del cálculo, los datos climáticos deben ser medidos o ser convertidos a 2 m de altura, sobre una superficie extensa de pasto verde, cubriendo completamente el suelo y sin limitaciones de agua.

2.2.17. Parámetros de la ecuación FAO Penman-Montheith Presión atmosférica (P)

Una simplificación de la ley de gas ideal, asumiendo 20°C para una atmosfera estándar, puede emplearse para calcular P

$$P = 101.3 \left(\frac{293 - 0.0065z}{293} \right)^{5.26}$$

Dónde:

P = presión atmosférica (kPa)

z = elevación sobre el nivel del mar (m)

Constante psicométrica (γ)

La constante psicométrica, γ , está dada por

$$\gamma = \frac{C_p P}{\varepsilon \lambda} = 0.665 \times 10^{-3} P$$

Dónde:

γ = constante psicométrica (kPa °C⁻¹)

P = presión atmosférica (kPa)

λ = calor latente de vaporización 2.45 (MJ kg⁻¹)

C_p = calor específico a presión constante, 1.013×10⁻³ (MJ kg⁻¹ °C⁻¹)

ε = razón del peso molecular del vapor de agua/aire seco (0.622)

Temperatura del aire

Debido a la no linealidad de datos de humedad requeridos en la Ecuación Penman-Monteith, la presión de vapor para un cierto período se calculó como la media entre la presión de vapor en las temperaturas del aire máximas y mínimas diarias de aquel período. La temperatura del aire máxima diaria (T_{max}) y la temperatura del aire mínima diaria (T_{min}) son, respectivamente, la temperatura del aire máxima y mínima observada durante el período de 24 horas, comenzando en la media noche. T_{max} y T_{min} para períodos largos tal como semanas, 10 días o

meses se obtienen dividiendo la suma de los valores diarios respectivos por el número de días en el período.

$$T_{mean} = \frac{T_{max} + T_{min}}{2}$$

La temperatura se da en grados Celsius (°C). En algunos procedimientos de cálculo, la temperatura se requiere en Kelvin (K), que puede obtenerse sumando 273.16 a la temperatura expresada en grados Celsius (en la práctica $K = °C + 273.16$). La escala Kelvin y Celsius tienen el mismo intervalo de escala en la humedad del aire.

Humedad relativa

La humedad relativa (HR) expresa el grado de saturación del aire como el cociente entre la presión real de vapor (e_a) a una temperatura dada y la presión de saturación de vapor ($e^{\circ}(T)$) a la misma temperatura (T)

$$HR = \frac{e_a}{e^{\circ}(T)} \times 100$$

Presión media de vapor de saturación (e°)

La presión de saturación de vapor puede ser calculada en función de la temperatura del aire, pues depende de ella. La relación entre ambas variables se expresa como

$$e^{\circ}(T) = 0.6108 \exp \left[\frac{17.27T}{T + 237.3} \right]$$

Dónde: $e^{\circ}(T)$ = presión de saturación de vapor [kPa]

T = temperatura media del aire [°C]

Pendiente de la curva de presión de saturación de vapor (Δ)

Esta es la pendiente de la relación entre la presión de saturación de vapor y la temperatura. Esta dada por

$$\Delta = \frac{4098[e^\circ(T)]}{(T + 237.3)^2}$$

Dónde: Δ está en [kPa °C⁻¹], T es la temperatura media del aire (°C).

Presión real de vapor (e_a)

Se determina a partir de la siguiente ecuación

$$e_a = \frac{HR_{media}}{100} e^\circ(T)$$

Dónde: e_a está en kPa, HR_{media} es la humedad relativa media, T es la temperatura media (°C).

2.2.18. Etapas en la elaboración de un modelo matemático hidrológico

Chavarri, (2005), indica que la construcción y/o desarrollo de un modelo matemático debe ser realizada respetando las etapas siguientes: identificación, calibración, validación y límites de aplicación

a. Identificación

Se refiere a un análisis de la estructura del modelo y de las relaciones internas que guardan entre sus elementos. En esta parte se define el número de variables

que van a participar y se establecen las hipótesis y supuestos que van a simplificar al modelo en función de sus objetivos y la precisión de sus resultados.

b. Calibración

La calibración consiste en evaluar y estimar los parámetros del modelo mediante la ayuda de criterios deductivos y observaciones anteriores respecto a los requerimientos (entrada) y las respuestas (salidas). En general, existen dos maneras de estimar los parámetros a partir de una muestra: pasiva y activa. De manera pasiva se toman en cuenta todos los pares de valores E y S disponibles y por los métodos estadísticos se evalúan los coeficientes de las ecuaciones. De manera activa, se utiliza un modelo selectivo, dando mayor importancia a ciertas observaciones o grupo de informaciones. Por ejemplo en una curva de calibración Gasto-Tirante, se debe tener en cuenta las observaciones de los gastos extremos, sin los cuales la fiabilidad de la curva será muy discutida.

c. Validación

La calidad de un modelo se mide por los resultados de su validación. Esta consiste en comparar la respuesta teórica, obtenida por el paso de un dato experimental o información a través de la imagen (figura, símbolo, ecuación) del sistema SF modelado, obteniendo una respuesta de las informaciones directas. Es importante señalar que el valor de las entradas y salidas utilizadas para la validación deben ser diferentes de aquellas que son utilizadas para la calibración del modelo. La validación se puede hacer de manera intuitiva, como la comparación visual de resultados hecha mediante un cuadro o una gráfica o de manera analítica como la

comparación estadística de resultados por medio de pruebas o criterios apropiados.

d. Límites de aplicación

En todo modelo matemático se debe especificar el marco dentro del cual fue desarrollado, su jerarquía, los objetivos considerados (generales, particulares). Con esta información, el usuario podrá conocer el campo de aplicación real y los límites físicos y/o analíticos más allá de los cuales el uso del modelo puede ser inadecuado. Como límites físicos podemos citar por ejemplo, las condiciones climáticas extremas bajo las cuales el modelo fue validado, de otra manera, no podrá ser utilizado en regiones tropicales y/o templadas, ya que existe el riesgo de tener errores. Como límites analíticos podemos considerar el número límite de observaciones requeridas, la precisión considerada, el coeficiente de eficiencia necesario para comparar los valores observados y calculados.

2.2.19. Análisis Clúster

El método clúster, es un análisis multivariado que agrupa individuos de una población aparentemente heterogénea considerando dos o más variables que los describan. El análisis permite formar grupos homogéneos, logrando mejorar la descripción de la población en estudio e inclusive mejorar el análisis al interior de cada grupo formado.

2.2.20. Modelo de regresión múltiple

Si disponemos de una muestra de n observaciones de cada una de las m variables. El problema consiste en determinar la ecuación de regresión muestral con el "mejor ajuste" a estos datos, y usar los coeficientes de esa ecuación como

estimaciones de los parámetros de la ecuación de regresión poblacional (Harnet and Murphy, 1980). La ecuación muestral para la regresión múltiple es:

$$\hat{y} = a + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_mx_m$$

El valor de \hat{y} es la estimación de μ_y . TE, TA, ..., x_m ; a es la estimación de α y b_1, b_2, \dots, b_m son las estimaciones de los coeficientes de regresión parcial $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_m$.

2.2.21. Estimación mínimo-cuadrática de la regresión múltiple

Las estimaciones mínimo-cuadráticas para la regresión múltiple se basan también en el criterio de minimizar los cuadrados de los errores (o sea, la suma de los cuadrados de los residuos). Cada residuo (e_i) es la diferencia entre y_i e \hat{y}_i .

Esto es, tenemos que minimizar la función:

$$G = \sum_{i=1}^n e_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - a_i - b_1x_{1i} - b_2x_{2i} - \dots - b_mx_{mi})^2$$

Se obtiene un conjunto de $(m+1)$ ecuaciones normales, que, al ser resueltas simultáneamente, nos dan las $(m+1)$ estimaciones a, b_1, \dots, b_m (Harnet and Murphy, 1980).

2.2.22. Medidas de la bondad del ajuste en la regresión múltiple

a. Coeficiente de determinación múltiple

En el caso de la regresión múltiple, la medida relativa de la bondad del ajuste se denota por R^2 , para diferenciarla del coeficiente de determinación simple r^2 . Este coeficiente de determinación múltiple, R^2 , es la razón de la variación explicada por la ecuación de regresión múltiple (SCR) a la variación total de y (SCT). Se

acostumbra escribir el coeficiente de determinación múltiple como $R^2_{y,x_1,x_2,\dots,x_m}$, donde la variable dependiente aparece antes del punto y las variables independientes después (Harnet and Murphy, 1980).

$$R^2_{y,x_1,x_2,\dots,x_m} = \frac{SCR}{SCT}$$

b. Coeficiente de correlación múltiple

En la correlación lineal múltiple, el objetivo consiste en estimar la fuerza de la relación entre una variable y y un grupo de m variables x_1, x_2, \dots, x_m . La medida que se usa con este propósito se llama coeficiente de correlación múltiple, y se denota por el símbolo R_{y,x_1,x_2,\dots,x_m} (Harnet and Murphy, 1980).

$$R_{y,x_1,x_2,\dots,x_m} = \sqrt{R^2_{y,x_1,x_2,\dots,x_m}}$$

2.2.23. Dóscimas en el análisis múltiple

a. Dóscima mediante el análisis de varianza

En la regresión lineal múltiple docimamos la hipótesis nula de que no existe asociación lineal en términos del coeficiente de determinación múltiple poblacional. $H_0: R^2=0$ y $H_a: R^2>0$. Si la ecuación de regresión lineal se ajusta adecuadamente a los datos, se tendrá que la variación explicada (SCR) debe ser grande en relación con la variación no explicada (SCE) (Harnet and Murphy, 1980). Si se divide cada una de estas cantidades de variación por sus grados de libertad, se obtienen los correspondientes cuadrados medios. El cociente entre el cuadrado medio explicado (CMR) y el no explicado (CME) tiene una distribución F. En la regresión

múltiple es necesario estimar $(m+1)$ parámetros sobre la base de las n observaciones, de modo que la variación no explicada tendrá $n-(m+1)$ grados de libertad. El número de grados de libertad de la variación explicada es igual al número de variables independientes (m) . La variación total tiene siempre $(n-1)$ grados de libertad.

El estadístico adecuado para docimar la dócima de significación de la ecuación de regresión múltiple tiene una distribución F con m y $(n-m-1)$ grados de libertad:

$$F_{(m,n-m-1)} = \frac{CMR}{CME}$$

b. Dócimas referentes a un parámetro particular

La hipótesis nula $H_0: \beta_i=0$ significa que la variable x_i no tiene una relación lineal significativa con y cuando se mantiene constante el efecto de las otras variables independientes. El mejor estimador lineal insesgado de β_i es el coeficiente muestral b_i de la regresión parcial (Harnet and Murphy, 1980). Bajo el supuesto de que los errores aleatorios se distribuyen normalmente, el estadístico adecuado para docimar esta hipótesis nula tiene una distribución t con $(n-m-1)$ grados de libertad y es:

$$t_{(n-m-1)} = \frac{b_i - 0}{s_{b_i}}$$

En ésta expresión, s_{b_i} es el error estándar estimado de b_i . El cálculo de s_{b_i} es bastante tedioso, pero puede obtenerse rápidamente su valor utilizando algún

programa de computador referente al análisis de regresión. Así, en las aplicaciones prácticas, la determinación de t se efectúa simplemente dividiendo el coeficiente entre su error estándar estimado. Cuando este valor calculado de t es mayor que el valor crítico $t_{(\alpha;n-m-1)}$, puede rechazarse la hipótesis nula. Se llegaría así a la conclusión de que la variable x_i tiene una influencia importante sobre la variable dependiente y aún después de tomar en cuenta la influencia de todas las otras variables independientes incluidas en el modelo.

2.2.24. Supuestos para el modelo de regresión múltiple

Estos supuestos para el caso de la regresión múltiple son (Harnet and Murphy, 1980):

Supuesto 1. El término de error ε es independiente de cada una de las m variables

$$x_1, x_2, \dots, x_m.$$

Supuesto 2. Los errores ε_i para todos los conjuntos posibles de valores dados de

$$x_1, x_2, \dots, x_m \text{ se distribuyen normalmente.}$$

Supuesto 3. El valor esperado de los errores es igual a cero para todos los conjuntos posibles de valores dados x_1, x_2, \dots, x_m . Esto es, $E[\varepsilon_i] = 0$ para $i = 1, 2, \dots, n$.

Supuesto 4. Dos errores cualesquiera ε_i y ε_j son independientes. Esto significa que su covarianza es igual a cero, $C[\varepsilon_i, \varepsilon_j] = 0$ para $i \neq j$.

Supuesto 5. La varianza de los errores es finita, y es igual para todos los conjuntos posibles de valores dados de x_1, x_2, \dots, x_m . Esto es, $V[\varepsilon_i] = \sigma_\varepsilon^2$ es una constante para $i = 1, 2, \dots, n$.

2.2.25. Estimación por máxima verosimilitud (MV)

La estimación de mínimos cuadrados ordinarios produce estimadores que en ocasiones son ineficientes o inconsistentes. La gran ventaja de la estimación de máxima verosimilitud es que bajo un conjunto amplio de condiciones los estimadores de los parámetros son consistentes y (para muestras grandes) asintóticamente eficientes (Pindyck and Rubinfeld, 1998).

El enfoque de máxima verosimilitud es el siguiente

Comenzando el análisis con el modelo de regresión lineal

$$Y_i = \alpha + \beta X_i + \varepsilon_i$$

Se sabe que cada Y_i está distribuida en forma normal con media $\alpha + \beta X_i$ y varianza σ^2 . La distribución de probabilidad puede escribirse en forma explícita como:

$$p(Y_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(Y_i - \alpha - \beta X_i)^2\right]$$

La función de verosimilitud es el producto de las probabilidades individuales tomando todas las N observaciones. En este caso la función de verosimilitud es:

$$L(Y_1, Y_2, \dots, Y_N, \alpha, \beta, \sigma^2) = p(Y_1)p(Y_2)\dots p(Y_N) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^N} \exp\left[-\sum \left(\frac{Y_i - \alpha - \beta X_i}{2\sigma^2}\right)^2\right]$$

Con la estimación de máxima verosimilitud, la meta es encontrar estimadores de los parámetros α , β y σ^2 que tienen mayor probabilidad de generar las observaciones muestrales Y_1, \dots, Y_N . Esto se logra maximizando la función de

verosimilitud dada antes con respecto a cada uno de los parámetros. Para hacer esto es más conveniente trabajar con el logaritmo de la función de verosimilitud. La función log-verosimilitud está dada por:

$$\log L = -\left(\frac{N}{2}\right) \log(2\pi) - \left(\frac{N}{2}\right) \log(\sigma^2) - \left(\frac{\sigma^2}{2}\right) \sum (Y_i - \alpha - \beta X_i)^2$$

Maximizar $\log L$ es equivalente a maximizar L debido a que la transformación logarítmica es monótona y creciente [para dos valores cualesquiera de la función, c_1 y c_2 , si $c_1 > c_2$, entonces $\log(c_1) > \log(c_2)$]. Para encontrar el máximo se diferencia la función log-verosimilitud con respecto a cada uno de los tres parámetros desconocidos, igualando las derivadas a cero y se resuelve.

Diferenciando parcialmente la ecuación, con respecto a α , β y σ^2 y estableciendo las derivadas igual a cero se obtiene:

$$\frac{\partial(\log L)}{\partial \alpha} = \frac{1}{\sigma^2} \sum (Y_i - \alpha - \beta X_i) = 0$$

$$\frac{\partial(\log L)}{\partial \beta} = \frac{1}{\sigma^2} \sum [X_i(Y_i - \alpha - \beta X_i)] = 0$$

$$\frac{\partial(\log L)}{\partial \sigma^2} = -\frac{N}{2\sigma^2} + \frac{1}{2\sigma^4} \sum (Y_i - \alpha - \beta X_i)^2 = 0$$

La solución a las ecuaciones anteriores produce los siguientes estimadores de máxima verosimilitud:

$$\alpha' = Y - \beta' X \quad \beta' = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \quad \sigma'^2 = \frac{\sum (Y_i - \alpha' - \beta' X_i)^2}{N}$$

Es evidente que los estimadores de máxima verosimilitud de α y β son idénticos a los estimadores de mínimos cuadrados. Por consiguiente, da como resultado que α' y β' son mejores estimadores insesgados lineales. Sin embargo, σ^2 es un estimador sesgado (aunque consistente) de σ^2 . Para obtener un estimador insesgado, se necesita dividir el numerador entre $N-2$, ajustando para los grados de libertad. La aplicación del enfoque de máxima verosimilitud a la estimación de modelos no lineales se muestra a continuación:

Supóngase que un modelo general está dado por

$$Y = f(X_1, \dots, X_k, \beta_1, \dots, \beta_p) + \varepsilon$$

Donde ε está distribuido en forma normal y satisface todas las otras suposiciones del modelo de regresión lineal básico. Entonces, para cada una de las N observaciones en Y y las X correspondientes, se puede escribir la distribución de probabilidad de Y , dadas las X y β , como:

$$f(Y_i, X_i, \beta) = \left[\frac{1}{2\pi\sigma^2} \right]^{1/2} \exp \left[-\frac{1}{2\sigma^2} \left(Y_i - f(X_{1i}, \dots, X_{ki}, \beta_1, \dots, \beta_p) \right)^2 \right]$$

Donde \exp representa la función exponencial. Entonces, la función log-verosimilitud para todas las N observaciones está dada por:

$$\text{Log}L = \sum f(Y_i, X_i, \beta) = -\left(\frac{N}{2}\right) \log 2\pi - \left(\frac{N}{2}\right) \log \sigma^2 - \left(\frac{1}{2\sigma^2}\right) \sum \left(Y_i - f(X_{1i}, \dots, X_{ki}, \beta_1, \dots, \beta_p) \right)^2$$

(Todas las sumatorias son calculadas sobre las observaciones $i = 1, 2, \dots, N$.)

Al diferenciar la última ecuación con respecto a cada una de las β y σ^2 , igualando a 0 y resolviendo, obtendremos un sistema de $p+1$ ecuaciones no lineales con $p+1$ incógnitas. Si estas ecuaciones son lineales, como en el modelo de regresión básico, será fácil calcular las soluciones; es decir, las estimaciones de máxima verosimilitud para cada uno de los parámetros. Sin embargo, si las ecuaciones no son lineales, el proceso de solución es más complejo y se debe usar un procedimiento numérico.

Cualquiera que sea el procedimiento numérico que se utilice para encontrar la solución, el estimador de máxima verosimilitud tiene varias propiedades deseables:

- El estimador es consistente.
- El estimador es asintóticamente eficiente.

Las estimaciones de las varianzas (asintóticas) de los estimadores pueden determinarse como un subproducto del proceso de estimación.

Las estimaciones de la varianza de la estimación de cada parámetro β_i están dadas por:

$$I(\beta_i) = -E \left[\frac{\partial^2 \ln L}{\partial \beta_i^2} \right]$$

El cual es el valor esperado de la segunda derivada de la función log-verosimilitud con respecto a β_i . Las estimaciones de covarianza entre estimaciones de β_i y β_j se

obtienen del mismo modo diferenciando la función de log-verosimilitud con respecto a β_i y luego con respecto a β_j .

La función $I(\cdot)$, la cual describe los componentes de la matriz de información, proporciona una medida de la curvatura de la función log-verosimilitud. Entre mayor sea esta curvatura las varianzas estimadas serán mayores.

2.3.MARCO CONCEPTUAL

2.3.1.Evaporación

La evaporación es el proceso por el cual el agua líquida es convertida a vapor de agua (vaporización) y removida desde la superficie evaporante (remoción de vapor). El agua evapora desde una variedad de superficies tales como lagos, ríos, pavimentos, suelos y vegetación mojada (Allen et al., 1998).

Se requiere energía para cambiar el estado de las moléculas de agua de líquido a vapor. La radiación solar directa y, menos extendida, la temperatura ambiental del aire, proveen esta energía. La fuerza impulsora para remover el vapor de agua desde la superficie de evaporación es la diferencia entre la presión de vapor de agua en la superficie de evaporación y la de los alrededores de la atmósfera. Tal como gana evaporación, el aire de alrededores llega a saturarse y el proceso baja lentamente y puede parar si el aire húmedo no es transferido a la atmósfera. El reemplazo de aire saturado con aire seco depende enormemente de la velocidad del viento. De aquí, la radiación solar, la temperatura del aire, la humedad relativa y la velocidad del viento, son los parámetros climatológicos a considerar cuando se estima el proceso de evaporación.

2.3.2. Transpiración

La transpiración consiste en la vaporización del agua líquida contenida en el tejido de la planta y el vapor removido a la atmósfera (Allen et al., 1998). Los cultivos predominantemente pierden su agua a través de las estomas. Estas son pequeñas aberturas en la hoja de la planta a través de las que pasan gases y vapor de agua. El agua, junto con algunos nutrientes, es tomada por la raíz y transportada a través de la planta. La vaporización ocurre dentro de la hoja, a saber en los espacios intercelulares, y el cambio de vapor es controlado por la abertura de la estoma. Casi toda el agua tomada es perdida hacia arriba por transpiración y sólo una diminuta fracción es usada dentro de la planta.

La transpiración, como la evaporación directa, depende del suministro de energía, el gradiente de presión de vapor y viento. De aquí que los términos: radiación, temperatura del aire, humedad del aire y el viento; son considerados cuando se estima la transpiración. El contenido de agua del suelo y la habilidad del suelo para conducir agua a las raíces también determinan el valor de la transpiración, así como lo hace una inundación y la salinidad del agua del suelo. El valor de la transpiración es también influenciado por las características del cultivo, aspectos ambientales y prácticas culturales de cultivo. Diferentes especies de plantas pueden tener diferentes valores de transpiración. No sólo el tipo de cultivo, pero también el desarrollo del cultivo, el ambiente y el manejo serán considerados cuando se estima la transpiración.

2.3.3.Evapotranspiración

La evapotranspiración es la combinación de evaporación desde la superficie del suelo y la transpiración de la vegetación(Chow et al., 1994). Los mismos factores que dominan la evaporación desde la superficie de agua abierta también dominan la evapotranspiración, los cuales son: el suministro de energía y el transporte de vapor. Además, el suministro de humedad a la superficie de evaporación es un tercer factor que se debe tener en cuenta. A medida que el suelo se seca, la tasa de evapotranspiración cae por debajo del nivel que generalmente mantiene en un suelo bien humedecido.

La evaporación y transpiración ocurren simultáneamente y allí no es fácil la manera de distinguir entre los dos procesos(Allen et al., 1998). Con excepción del agua disponible en la capa vegetal superior del suelo, la evaporación del suelo cultivado es principalmente determinada por la fracción de la radiación solar extendida en la superficie del suelo. Esta fracción decrece sobre el período de crecimiento tal como el cultivo se desarrolla y el cultivo cubre de sombra más y más el área de suelo. Cuando el cultivo es pequeño, el agua es predominantemente perdida por evaporación del suelo, pero una vez que el cultivo está bien desarrollado y completamente cubierto el suelo, la transpiración llega a ser el principal proceso.

2.3.4.Evapotranspiración potencial y de referencia

El primer concepto de evapotranspiración potencial fue introducido a finales de los 1940s a 50s por Penman y este es definido como "la cantidad de agua transpirada en un tiempo dado por un cultivo verde y corto, cubriendo completamente el suelo,

de altura uniforme y con adecuado estado de agua en el perfil del suelo". Se debe notar que en la definición de evapotranspiración potencial, el valor de evapotranspiración potencial no está relacionado a un cultivo específico. La principal confusión con la definición de evapotranspiración potencial es que allí están tipos de cultivos hortícolas y agronómicos que se adecuan a la descripción de cultivo verde corto. Así, científicos pueden ser confundidos como que cultivo a ser seleccionado para ser usado como un cultivo verde corto porque los valores de evapotranspiración desde cultivos agrícolas bien humedecidos pueden ser por lo mucho de 10 a 30% más grandes que los ocurridos desde grass verde corto (Irmak and Haman, 2003).

La evapotranspiración de referencia es definida como "El valor de evapotranspiración desde un cultivo hipotético de referencia con una altura de cultivo asumida de 0.12 m (4.72 in), una superficie de resistencia fija de 70 seg m^{-1} ($70 \text{ seg } 3.2 \text{ ft}^{-1}$) y un albedo de 0.23, cerradamente asemejando la evapotranspiración desde una superficie extensa de cultivo de grass verde de altura uniforme, creciendo activamente, bien humedecido, y cubriendo completamente el suelo". En la definición de la evapotranspiración de referencia, el grass está específicamente definido como el cultivo de referencia y este cultivo es asumido libre de estrés hídrico y de enfermedades. En la literatura los términos "evapotranspiración de referencia" y "evapotranspiración del cultivo de referencia" han sido usados intercambiabilmente y ellos ambos representan el mismo valor de evapotranspiración desde una superficie de grass verde corto (Irmak and Haman, 2003).

El concepto de evapotranspiración de referencia fue introducido por ingenieros de irrigación e investigadores a finales de los años 1970 y a inicios los 80s para evitar ambigüedades que existieron en la definición de evapotranspiración potencial. Por adopción del cultivo de referencia (grass) esto lleva a ser fácil y más práctico coeficientes de cultivo consistentes y para hacer confiable la estimación de la evapotranspiración actual del cultivo en nuevas áreas. En adición, con el uso de la evapotranspiración de referencia, es fácil seleccionar coeficientes de cultivos consistentes y para calibrar ecuaciones de evapotranspiración para un clima local dado.

2.3.5. Evapotranspiración potencial

Se define como “la tasa de evapotranspiración desde una superficie extensa cubierta por pasto verde de altura uniforme entre 8 y 15 cm que crece en forma normal, cubre completamente el suelo con su sombra y no carece de agua”(Doorenbos and Pruitt, 1975).

El valor de evapotranspiración de una superficie de referencia, no escasa de agua, es llamada la evapotranspiración del cultivo de referencia o evapotranspiración de referencia y es denotada como E_{To} (Allen et al., 1998). La superficie de referencia es un cultivo hipotético de grass de referencia con características específicas. El uso de otras denominaciones tal como evapotranspiración potencial es fuertemente no recomendable debido a las ambigüedades en sus definiciones.

El concepto de evapotranspiración de referencia fue introducido para estudiar la demanda evaporativa de la atmósfera independientemente del tipo de cultivo,

desarrollo del cultivo y prácticas de manejo. Como el agua es abundantemente disponible en la superficie de evapotranspiración de referencia, los factores de suelo no afectan la evapotranspiración. Relacionada la evapotranspiración a una superficie específica provee una referencia para que la evapotranspiración desde otras, puedan ser relacionadas. Esto obvia la necesidad de definir un separado nivel de evapotranspiración para cada cultivo y escenarios de crecimiento. Los valores de ETo medidos o calculados en diferentes localizaciones o en diferentes estaciones son comparables como ellos refieren a la evapotranspiración desde la misma superficie de referencia.

Los únicos factores que afectan a la ETo son los parámetros climáticos. Consecuentemente, ETo es un parámetro climático y puede ser calculado desde datos climáticos. La ETo expresa el poder evaporante de la atmósfera desde una específica localización y tiempo del año y no considera las características del cultivo y factores del suelo. El método FAO Penman – Monteith es recomendado como el único método para determinar la ETo. El método tiene que ser seleccionado porque este cerradamente aproxima la ETo del grass en la localización evaluada, está físicamente basado, e incorpora explícitamente ambos parámetros fisiológicos y aerodinámicos.

Cuando la velocidad del proceso de evapotranspiración está solamente determinada por la magnitud de la demanda evaporativa de la atmósfera, la cantidad de agua que se vaporiza en las cavidades subestomáticas y pasa a la atmósfera se denomina evapotranspiración potencial (Gurovich R., 1999).

2.3.6.Sistema hidrológico

Los fenómenos hidrológicos son extremadamente complejos y es posible que nunca se les entienda en su totalidad. Sin embargo, en ausencia de un conocimiento perfecto, pueden representarse en forma simplificada por medio del concepto de sistema(Chow et al., 1994). Un sistema es un conjunto de partes conectadas entre sí, que forman un todo. El ciclo hidrológico puede tratarse como un sistema cuyos componentes son precipitación, evaporación, escorrentía y otras fases del ciclo hidrológico. Estos componentes pueden agruparse en subsistemas del ciclo total; para analizar el sistema total, estos subsistemas más simples pueden analizarse separadamente y combinarse los resultados de acuerdo con las interacciones entre los subsistemas.

2.3.7.Modelos

En ingeniería hidrológica, existen cuatro tipos de modelos matemáticos: (1) Determinístico, (2) Probabilístico, (3) Conceptual y (4) Paramétrico. Un modelo conceptual es una representación simplificada del proceso físico, obtenida por las variaciones espacial y temporal, agregado, y descrito en términos de cualquiera de las ecuaciones diferenciales ordinarias o ecuaciones algebraicas. Un modelo paramétrico representa procesos hidrológicos por medio de ecuaciones algebraicas, este contiene parámetros claves para ser determinados en forma empírica (Ponce, 1989).

2.3.8.Modelos determinísticos

Son modelos que no consideran la aleatoriedad. Una entrada dada produce siempre una misma salida. Modelos determinísticos hacen pronósticos. Por

ejemplo, el modelo determinístico para la determinación de evaporación diaria en un lugar dado (Chow et al., 1994).

2.3.9. Modelos estocásticos

Son modelos de variables aleatorias o probabilísticas que no tienen valor fijo en un punto particular del espacio y del tiempo, pero las variables están descritas a través de distribuciones de probabilidad. Estos modelos hacen predicciones. Por ejemplo, la lluvia que caerá mañana en un lugar particular no puede pronosticarse con exactitud (Chow et al., 1994).

CAPITULO III

METODOLOGÍA

3.1.Ámbito de estudio

La región del altiplano está representada por el sistema formado por las cuencas hidrográficas del Lago Titicaca, es una cuenca endorreica, sin salida al mar, cuya área se encuentra ubicada entre Perú, Bolivia y Chile, y está delimitada geográficamente entre las coordenadas 14°03' y 20° 00' de Latitud Sur y entre 66° 21' y 71°07' de Longitud Oeste. La superficie del Sistema TDPS es de 144,590.46 Km², y abarca gran parte del departamento de Punó - Perú, su extensión es equivalente al 33.9% del sistema TDPS, asimismo abarca los departamentos de La Paz y Oruro - Bolivia con una extensión equivalente al 60.8% del TDPS y una pequeña parte que está en territorio chileno equivalente al 5.2% del área total del sistema TDPS. Por sus características físico naturales, el lago Titicaca constituye el elemento de mayor importancia del sistema hídrico, tiene una superficie de 8400 Km² para un nivel promedio de 3810 m.s.n.m. y embalsa aproximadamente un volumen de 932 mil millones de metros cúbicos.

3.2.Características Geográficas

3.2.1.Climatología

El clima local en el Departamento de Puno está profundamente afectado por la altitud, la proximidad al Lago Titicaca y la topografía local. El clima es frío y seco. En las épocas de mayor frío (Junio – Agosto), hay fuerte incidencia de las heladas, en este tiempo las temperaturas mínimas pueden registrarse a 15° C bajo cero. Las granizadas son más frecuentes en las primeras lluvias de cada año, y coinciden con los meses de Septiembre y Octubre, en condiciones normales puede presentarse en pleno verano.

3.2.2.Temperatura

La temperatura mínima media mensual se produce en julio. Por ejemplo, se observan valores de 1,8 °C en Copacabana (3.810 m, a orillas del lago) y de -11,8 °C en Charaña (4.069 m, muy alejado del Lago), o de -1,2 °C en Juliaca. La temperatura máxima media mensual es respectivamente de 15,3 °C y 3,6 °C en estas dos estaciones meteorológicas. Se establece en octubre o noviembre, ya que la nubosidad es entonces menos fuerte que en pleno verano cuando se produce el máximo de precipitaciones. Por esta misma razón, un máximo secundario se observa en marzo-abril. En cambio, la temperatura mínima está centrada en el invierno, ya que se produce de noche y depende así poco del tiempo de insolación. Las amplitudes aumentan desde el lago, donde los valores mínimos son de 10,7 °C, hacia las planicies.

3.2.3.Humedad

En el altiplano existe muy poca información sobre humedad relativa, que muestra 64.78% de los datos históricos a largo plazo. Los valores promedios más altos de humedad relativa en el altiplano se registran durante los meses de verano, de

Enero, Febrero y Marzo (mayores al 70%) los valores más bajos se dan durante los meses de invierno de Junio, Julio y Agosto (menores al 50%).

3.2.4.Precipitaciones

La precipitación pluvial anual varía entre 550 mm y 606 mm, concentrándose en un 75%, entre los meses de Diciembre a Marzo.

La época de lluvias está centrada en enero. Comienza generalmente en diciembre para terminarse en marzo. La época seca, centrada en junio, se escalona de mayo a agosto. Dos períodos de transición separan estas dos épocas, uno en abril y el otro de septiembre a noviembre. Según las cuencas, del 65 al 78 % de la precipitación anual se acumula durante los cuatro meses de la época de lluvias, mientras que solamente del 3 al 8 % intervienen durante la época seca. Los dos períodos intermedios corresponden a una participación de 18 a 29 %.

3.3.Información Meteorológica

Para la modelación, se utilizó registros meteorológicos de Estaciones, dependientes de la Oficina del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología Puno, de una longitud de registro no menor de 26 años, consistente en lo siguiente.

- Temperatura media mensual de las mínimas.
- Temperatura media mensual de las máximas.
- Humedad Relativa media mensual.
- Evaporación mensual, Tanque Tipo "A".
- Radiación solar.
- Insolación diaria media del mes.
- Velocidad media del viento.

3.4. Información Cartográfica

Se utilizó como auxilio las cartas Nacionales actualizadas a escala 1:100 000 y Modelos de elevación digital.

3.5. Equipos

Equipo de cómputo, con software: Excel, Cropwat 8.0, Minitab 16, Eviews 5 y Limdep 3.1.

3.6. Métodos

La metodología en el presente trabajo siguió el procedimiento que se representa en la siguiente figura.

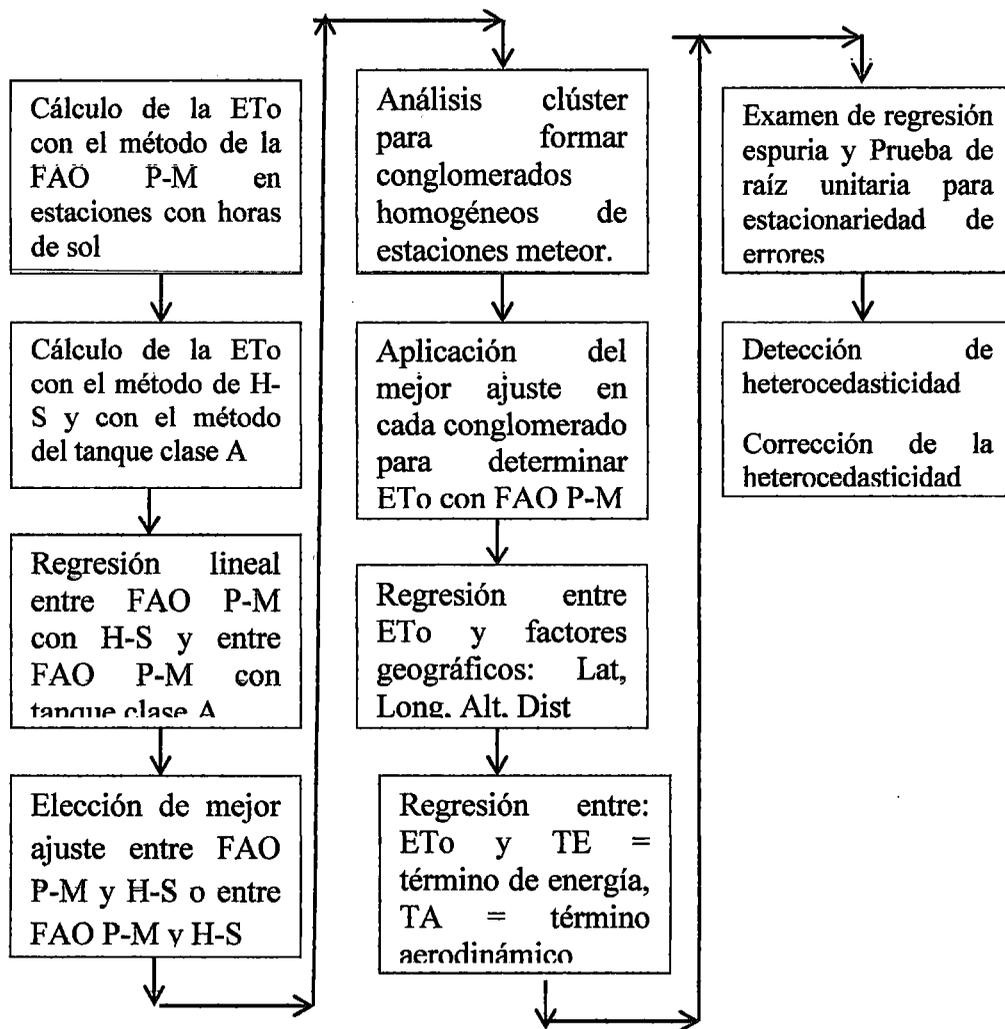


Figura 3. Metodología empleada en la investigación.

3.7. Tamaño de muestra

El tamaño de muestra es variable puesto que depende de los años registrados de variables meteorológicas en las estaciones, siendo un mínimo de 30 años de registro.

3.8. Metodología para determinar la relación entre la evapotranspiración y factores climáticos

3.8.1. Técnicas de recopilación de datos

Los datos se obtuvieron del Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología. Las estaciones meteorológicas a considerar son las siguientes, con los períodos de registro que se disponga hasta la actualidad.

CUADRO 1. ESTACIONES METEOROLÓGICAS EN EL ALTIPLANO PERUANO PERIODO (1964-2010)

N°	Estación	N°	Estación	N°	Estación	N°	Estación
1	Ananea	12	Desaguadero	23	Llally	34	Puno
2	Arapa	13	Huancane	24	Los uros	35	Putina
3	Ayaviri	14	Huaraya	25	Macusani	36	Santa lucia
4	Azangaro	15	Ichuña	26	Mañazo	37	Santa rosa
5	Cabanillas	16	llave	27	Mazo cruz	38	Yunguyo
6	Capachica	17	Isla suana	28	Juliaca	39	Isla soto
7	Capazo	18	Isla taquile	29	Ollachea	40	Tambopata
8	Chuquibambilla	19	Juli	30	Pampahuta	41	Isla taquile
9	Cojata	20	Lampa	31	Pizacoma	42	Taraco
10	Crucero	21	Laraqueri	32	Progreso	-	-
11	Cuyo cuyo	22	Limbani	33	Pucara	-	-

Fuente: Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología del Perú

Se escogió las estaciones en el altiplano peruano que tienen datos de temperatura media de las mínimas y máximas, humedad relativa media, velocidad media del viento, horas de sol, precipitación mensual y evaporación mensual. Estas estaciones se presentan en el siguiente cuadro, donde se muestra la longitud del registro de las variables meteorológicas.

CUADRO 2. REGISTRO HISTORICO DE LAS ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO PERIODO (1964-2010)

ESTACIÓN	TMAX	TMIN	PRE MEN	HR	EVAP	VEL V	HORA S SOL	MÉTODO ETo
ANANEA	2003-2009	2003-2009	1965-2009	2003-2009	2002-2009	2003-2009	2003-2009	Penman-Monteith
CHUQUIBAMBILLA	1939-1950, 1954-2009	1939-1950, 1954-2009	1939-2009	1939-1945, 1947-1956, 1959-2009	1939-1945, 1975-2009	1939-1945, 1960-2009	1977-2009	Penman-Monteith
DESAGUADERO	1961-2009	1961-2009	1957-2009	1971-2009	1961-2009	1961-2009	1992-2009	Penman-Monteith
HUANCANE	1964-2009	1964-2009	1964-2009	1964-2008	1991-2009	1965-2009	1992-2009	Penman-Monteith
JULI	1964-1979, 1986-2009	1964-1979, 1985-2009	1966-2009	1965-1979, 1991-2009	1965-1979, 1985-2009	1965-2009	1992-2009	Penman-Monteith
LAMPA	1964-2009	1964-2009	1964-2009	1964-2009	1996-2009	1965-2009	1995-2001	Penman-Monteith
JULIACA	2002-2009	2002-2009	2002-2009	2002-2009	2002-2009	2002-2009	2003-2009	Penman-Monteith
PUNO	1964-2009	1964-2009	1964-2009	1964-2009	1968-2009	1965-2009	1964-1996	Penman-Monteith
PUTINA	2003-2009	2003-2009	1959-2009	2003-2009	2002-2009	2003-2009	2003-2009	Penman-Monteith

Fuente. Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología

3.8.2. Método de FAO Penman-Monteith

La evapotranspiración del cultivo de referencia ETo, según el Paper 56 de la FAO se estimó adecuadamente utilizando la ecuación de Penman-Monteith FAO.

La ecuación de Penman-Monteith FAO(Allen et al., 1998), tiene la expresión siguiente

$$ET_o = \frac{0.408\Delta(Rn - G) + \gamma \frac{900}{T+273} u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)}$$

Dónde:

E_{To} = Evapotranspiración de referencia (mm d^{-1})

R_n = Radiación neta en la superficie de cultivo ($\text{MJ m}^{-2} \text{d}^{-1}$)

G = Flujo de calor sensible del suelo ($\text{MJ m}^{-2} \text{d}^{-1}$)

T = Temperatura media diaria del aire a 2 metros de altura ($^{\circ}\text{C}$)

u_2 = Velocidad del viento a 2 metros de altura (m s^{-1})

e_s = Presión de vapor de saturación (kPa)

e_a = Presión de vapor instantánea (kPa)

$e_s - e_a$ = Déficit de presión de vapor de saturación (kPa)

Δ = Pendiente de la curva de presión de vapor ($\text{kPa } ^{\circ}\text{C}^{-1}$)

γ = Constante psicrométrica ($\text{kPa } ^{\circ}\text{C}^{-1}$)

3.8.3. Método del tanque Clase "A"

También se determinó la evapotranspiración del cultivo de referencia E_{To} aplicando el método del tanque tipo A.

La evapotranspiración potencial, por el método del Tanque Tipo "A", se determinó empleando la siguiente expresión:

$$E_V = E_0 \times K$$

Dónde:

EV = Evapotranspiración Potencial (mm/día).

E_0 = Evaporación libre de tanque clase "A" en (mm/día).

K = Coeficiente empírico, vigente para las condiciones ambientales del tanque.

Determinado a partir de tablas en función de la humedad relativa, la velocidad del viento y la cobertura de la superficie sobre la cual opera el tanque.

3.8.4. Ecuación de Hargreaves-Samani

Se plantea como alternativa (Allen et al., 1998) que la ET_0 puede ser estimada utilizando la ecuación de Hargreaves (Hargreaves and Samani, 1985) donde:

$$ET_0 = 0.023(T_{mean} + 17.8)(T_{max} - T_{min})^{0.5} Ra$$

Dónde:

ET_0 = Evapotranspiración del cultivo de referencia (mm/día).

T_{mean} = Temperatura promedio del día (°C).

T_{max} = Temperatura máxima promedio del día (°C).

T_{min} = Temperatura mínima promedio del día (°C).

Ra = Radiación solar extraterrestre (mm/día).

Esta ecuación tiene una tendencia de subdimensionar el valor de ET_0 bajo condiciones de vientos muy veloces (mayores de 3 m/s) y de sobre dimensionar el valor referido bajo condiciones de humedad relativa alta.

3.8.5. Determinación de la evapotranspiración de referencia

Se determinó la evapotranspiración del cultivo de referencia (ET_o) mediante la fórmula de FAO Penman-Monteith, para algunas estaciones que tienen datos de: temperatura media de las mínimas y máximas, humedad relativa media, velocidad media del viento, horas de sol mensual, precipitación mensual y evaporación mensual.

Se determinó la ET_o a través del método de Penman-Monteith, el método de Hargreaves-Samani y el método del Tanque "A". Esto se realizó para determinar si el método de Hargreaves-Samani o el método del Tanque "A" es el que mejor se regresiona linealmente con el método de Penman-Monteith. Para posteriormente utilizar este modelo lineal en estaciones similares geográfica y climáticamente. En el caso del método del tanque "A", el borde se calibró de modo que se acerque más al método de Penman-Monteith.

3.8.6. Conglomerados homogéneos

Para poder determinar la evapotranspiración del cultivo de referencia en las estaciones que no poseen información de horas de sol, se utilizó las ecuaciones de regresión estimadas. Las ecuaciones de regresión se aplicaron en las estaciones que pertenecen a conglomerados homogéneos agrupados según análisis clúster. Las estaciones utilizadas para el análisis clúster fueron las que tienen las variables: temperatura media de las máximas (TMAX), de las mínimas (TMIN), precipitación mensual (PRE MEN), humedad relativa media (HR), evaporación mensual (EVAP), velocidad media del viento (VEL V), altitud (ALTITUD), latitud sur (LAT SUR), longitud oeste (LONG W). De estas variables se tomó el valor promedio anual para el análisis clúster.

3.8.7. Técnicas estadísticas paramétricas y no paramétricas

Las pruebas estadísticas utilizadas para probar las hipótesis se presentan en el siguiente cuadro junto con la operacionalización de las variables.

CUADRO 3. OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES

Hipótesis	Objetivos	Tipo de variable	Variable	Indicador	Método	Prueba estadística
La relación entre la evapotranspiración y los factores del clima en el altiplano peruano es estadísticamente significativa	Determinar la significancia estadística de la relación entre la evapotranspiración y los factores del clima en el altiplano peruano	Cuantitativas continuas y relacionales	Y = Evapotranspiración X1 = Latitud X2 = Altitud X3 = distancia a masas de agua X4 = Longitud	Evapotranspiración (mm/mes) Latitud (Grados) Altitud (msnm) Distancia (m) Long. (Grados)	FAO-56 GPS GPS Medición GPS	Análisis de regresión múltiple Pruebas de Co-integración
La relación entre la evapotranspiración y los elementos del clima en el altiplano peruano es estadísticamente significativa	Determinar la significancia estadística de la relación entre la evapotranspiración y los elementos del clima en el altiplano peruano	Cuantitativas continuas y relacionales	Y = Evapotranspiración X1 = Déficit de presión de vapor X2 = Velocidad del viento X3 = Radiación extraterrestre X4 = Horas de sol X5 = Rango de temperatura	Evapotranspiración (mm/mes) Presión de vapor (Pa) Velocidad (m/s) Radiación equivalente (mm/mes) Horas (hrs) Temperatura (°C)	FAO-56 Termómetros de bulbo seco y húmedo (°C) Anemómetro (m/s) Tablas Heliógrafo Termómetros de máxima y mínima	Análisis de regresión múltiple Pruebas de Co-integración
Los parámetros de la relación entre la evapotranspiración y los elementos del clima, tienen una relación estadísticamente significativa con los factores del clima en el altiplano peruano	Determinar la significancia estadística entre los parámetros de la relación entre la evapotranspiración y los elementos del clima, con los factores del clima en el altiplano peruano	Cuantitativas continuas y relacionales	Y = parámetro de la relación entre evapotranspiración y los elementos del clima X1 = Latitud X2 = Altitud X3 = distancia a masas de agua X4 = Longitud	Adimensional Latitud (Grados) Altitud (msnm) Distancia (m) Long. (Grados)	Regresión entre evapotranspiración y elementos del clima GPS GPS Medición GPS	Análisis de regresión múltiple Pruebas de Co-integración

Fuente: Elaborada para la investigación

3.8.8. Análisis Cluster

Para agrupar las estaciones en grupos homogéneos, se aplicó análisis Cluster. Se utilizó valores promedios de elementos climáticos y la posición geográfica. Para el análisis Cluster se utilizó el software Minitab 16. Se utilizó las opciones: Linkage Method = Complete, Distance Measure = Squared Euclidean, Standardize variables.

3.8.9. Modelo de regresión entre evapotranspiración de referencia y factores del clima

El modelo lineal que relaciona la evapotranspiración de referencia y los factores geográficos tiene la forma

$$ET_o = a_0 + a_1Lat + a_2Long + a_3Alt + a_4Dist$$

Donde ET_o = evapotranspiración de referencia promedio para cada estación, a_i con $i = 1, 2, 3, 4$ son los parámetros del modelo, Lat = latitud sur en grados, $Long$ = longitud oeste en grados, Alt = altitud en m.s.n.m, $Dist$ = distancia al centroide del Lago Titicaca.

3.9. Metodología para determinar la relación entre evapotranspiración y elementos del clima

3.9.1. Modelo de regresión entre evapotranspiración de referencia y factores del clima

Para el modelamiento de la evapotranspiración del cultivo de referencia se utilizó el análisis de regresión lineal múltiple, el mismo que fue procesado mediante el Software Minitab 16.

El modelo planteado inicialmente es el siguiente:

$$ET_o = f(\Delta, v, Ra, \theta_i)$$

Dónde:

ET_o = es la evapotranspiración del cultivo de referencia (mm/mes)

Δ = déficit de presión de vapor (Pa)

v = velocidad media del viento a 2 m de altura (m/s)

Ra = radiación extraterrestre equivalente (mm/mes)

θ_i = parámetros del modelo

Posteriormente, se realizó la búsqueda de un modelo apropiado para la evapotranspiración de referencia (ET_o) que estime el valor obtenido con la fórmula de FAO Penman-Monteith, sólo con elementos del clima de fácil disponibilidad como: radiación extraterrestre, temperatura, humedad relativa y velocidad del viento. Puesto que el gran problema para aplicar la fórmula de FAO Penman-Monteith en el Altiplano peruano es que existe pocas estaciones con mediciones de horas de sol en toda esta área geográfica.

Los modelos obtenidos se basan en los términos de la fórmula combinada de evaporación

$$ET_o = f\left(\Delta \frac{Ra}{l_v}, \frac{u_2}{l_v} (e_s - e_a), \theta_i\right)$$

Dónde:

θ_i = parámetros del modelo, $i = 1, 2, \dots, n$, n = número de parámetros del modelo

$$\Delta = \frac{4.098e_s}{(237.3 + T)^2}$$

Δ = pendiente de la curva de presión de vapor de saturación (Pa/°C), e_s = presión de vapor de saturación (Pa) se determina mediante

$$e_s = 611 \exp\left(\frac{17.27T}{237.3 + T}\right)$$

R_a = radiación extraterrestre equivalente (mm/día) obtenida de tabla.

l_v = calor latente de vaporización (J/kg), dado por

$$l_v = 2.501 \times 10^6 - 2370T$$

T = temperatura media (°C)

u_2 = velocidad media del viento (m/s)

e_a = presión de vapor actual (Pa), se determina con la humedad relativa (HR) en %.

$$e_a = \frac{HR}{100} \times e_s$$

Los modelos lineales propuestos se basan en la estructura general de la ecuación de FAO Penman-Monteith y tienen la siguiente forma

$$ET_o = a_0 + a_1TE + a_2TA$$

Dónde:

$$TE = \Delta \frac{Ra}{l_v}$$

$$TA = \frac{u_2}{l_v} (e_s - e_a)$$

Dónde: ET_o = evapotranspiración de referencia (mm/día), TE = término de energía, TA = término aerodinámico, a_0 , a_1 , a_2 = parámetros.

En el análisis de regresión se obtuvo: las ecuaciones de regresión, la prueba t para cada coeficiente, la tabla de análisis de varianza, el coeficiente de determinación, el estadístico Durbin-Watson, los gráficos de variación e histograma de los errores.

3.9.2. Estimación de parámetros

La estimación de los parámetros se hizo empleando el método de la máxima verosimilitud. Este método de estimación se utiliza cuando se supone conocida la función de densidad de probabilidad (pdf) del término de perturbación del modelo de regresión múltiple.

Sea el modelo de regresión lineal general $Y = X\beta + U$. Si ese tiene información sobre la función de distribución del error, $f(u)$ es posible utilizar el método de la máxima verosimilitud para estimar los parámetros del modelo de manera más eficiente. Por ejemplo, si suponemos que los errores son variables aleatorias independientes y normalmente distribuidas, con media cero y varianza constante, se tendría:

$$U \sim \text{NID}(0; \sigma_u^2 I_n)$$

La función de densidad de probabilidad del error, pdf (u_i):

$$f(u_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_u^2}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{u_i^2}{\sigma_u^2}\right)}$$

Si los errores, u_i , son variables aleatorias independientes e idénticamente distribuidas (iid), la función de densidad conjunta del vector de errores es:

$$f(u) = f(u_1) \cdot f(u_2) \dots f(u_n) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2}} e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{u_i^2}{\sigma_n^2}\right)}$$

$$f(u) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2}}\right)^n e^{-\frac{1}{2\sigma_n^2}\sum u_i^2} = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_n^2}}\right)^n e^{-\frac{1}{2\sigma_n^2}U'U}$$

Si reemplazamos $U = Y - X\beta$ en la función conjunta obtendremos la función de verosimilitud,

$$L(Y; X; \beta; \sigma_u^2):$$

$$L(Y; X; \beta; \sigma_u^2) = \left(2\pi\sigma_u^2\right)^{-\frac{n}{2}} e^{-\frac{1}{2\sigma_u^2}(Y-X\beta)'(Y-X\beta)}$$

Con fines de facilitar los cálculos, podemos hallar el logaritmo de la función de verosimilitud o la "log-likelihood function", $l(.) = \log(L(.))$

$$l(Y; X; \beta; \sigma_u^2) = -\frac{n}{2}\log(2\pi) - \frac{n}{2}\log(\sigma_u^2) - \frac{1}{2\sigma_u^2}(Y'Y + \beta'X'X\beta - 2\beta'X'Y)$$

Porque

$$(Y - X\beta)'(Y - X\beta) = Y'Y + \beta'X'X\beta - 2\beta'X'Y$$

El método de la máxima verosimilitud consiste en maximizar la función de verosimilitud, $L(.)$ o equivalente mente la función de log verosimilitud $l(.)$ con respecto de β y σ_u^2 , esto es:

$$\text{Max } l(.) \Rightarrow \frac{\partial l(.)}{\partial \beta} = 0; \frac{\partial l(.)}{\partial \sigma_u^2} = 0 \Rightarrow \tilde{\beta}; \tilde{\sigma}_u^2$$

Donde $\tilde{\beta}; \tilde{\sigma}_u^2$ son los estimadores por máxima verosimilitud de β y σ_u^2 , respectivamente, obtenidos de resolver el sistema de ecuaciones simultaneas.

3.9.3. Pruebas y análisis estadísticos

- Análisis de regresión múltiple.
- La prueba t para la significancia de los coeficientes de regresión.
- El análisis de varianza para regresión múltiple.
- Prueba de regresión espuria (Durbin-Watson $< R^2$).
- Prueba de raíz unitaria aumentada de Dickey-Fuller.
- Prueba de heterocedasticidad de White sin términos cruzados.
- Corrección de heterocedasticidad.

3.9.4. Prueba de estacionariedad de los errores

En las estaciones meteorológicas donde las regresiones resultaron espurias, se realizó un análisis de estacionariedad de los errores, aplicando la prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller. En esta prueba la hipótesis nula es la existencia de una raíz unitaria que es equivalente a que los errores no son estacionarios. La hipótesis alterna es que no existe raíz unitaria y los errores son estacionarios.

3.9.5. Detección de heteroscedasticidad

Para detectar la heteroscedasticidad de los errores se utilizó la prueba de White con términos sin cruce. Esta prueba relaciona el término de error al cuadrado con las variables independientes de la regresión lineal múltiple.

3.9.6. Corrección de la heteroscedasticidad

Se realizó la corrección dividiendo el modelo entre la variable independiente más relacionada con el cuadrado de los errores, esto es lo mismo que realizar una estimación de mínimos cuadrados ponderados.

CAPITULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Relación entre la evapotranspiración y los factores del clima en el altiplano peruano

4.1.2. Evapotranspiración de referencia en el altiplano

Se determinó la evapotranspiración del cultivo de referencia (ET_o) mediante la fórmula de FAO Penman-Monteith, para estaciones con los siguientes datos meteorológicos: temperatura media de las mínimas y máximas, humedad relativa media, velocidad media del viento, horas de sol mensual, precipitación mensual y evaporación mensual; se presentan en el siguiente cuadro.

CUADRO 4. ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO PARA DETERMINAR LA ETO POR EL MÉTODO DE PENMAN-MONTEITH PERIODO 1964-2010

Estación	Estación
Ananea	Lampa
Chuquibambilla	Juliaca
Desaguadero	Puno
Huancane	Putina
Juli	-

Fuente. Elaboración en base a registros meteorológicos

Solamente en las 09 estaciones mostradas en el cuadro anterior se tienen las mediciones de horas de sol en el altiplano para estimar la ETo por el método de Penman-Monteith.

Se determinó la ETo a través del método de Hargreaves-Samani y el método del Tanque "A". Esto se realizó para determinar si el método de Hargreaves-Samani o el método del Tanque "A" es el que mejor se regresiona linealmente con el método de Penman-Monteith. En el siguiente cuadro se muestra las ecuaciones de regresión lineal y el coeficiente de determinación R^2 para las estaciones.

CUADRO 5. ECUACIONES DE REGRESIÓN Y R² PARA LAS ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010

Estación	Variables Dep-Indep	Ecuación	R ² (%)
Ananea	PM-HS	$y = 0.3889x + 1.5839$	38.15
	PM-Tanque "A"	$y = 0.2909x + 1.9471$	19.77
Chuquibambilla	PM-HS	$y = 0.7469x + 0.8642$	72.79
	PM-Tanque "A"	$y = 0.5038x + 1.6321$	32.42
Desaguadero	PM-HS	$y = 0.0422x + 3.645$	0.25
	PM-Tanque "A"	$y = 0.0452x + 3.6519$	0.29
Huancané	PM-HS	$y = 1.0426x + 0.3682$	70.38
	PM-Tanque "A"	$y = 0.6555x + 1.7409$	54.97
Juli	PM-HS	$y = 0.9889x + 0.6041$	79.71
	PM-Tanque "A"	$y = 0.5937x + 1.5505$	66.00
Juliaca	PM-HS	$y = 0.8174x + 0.3661$	87.64
	PM-Tanque "A"	$y = 0.6959x + 1.0936$	81.29
Lampa	PM-HS	$y = 0.9251x + 0.386$	88.22
	PM-Tanque "A"	$y = 0.6399x + 1.5777$	59.64
Puno	PM-HS	$y = 0.9992x + 0.8859$	74.75
	PM-Tanque "A"	$y = 0.6329x + 1.4362$	57.86
Putina	PM-HS	$y = 0.5344x + 1.3142$	47.32
	PM-Tanque "A"	$y = 0.75x + 1.4413$	60.10

En la mayoría de estaciones los coeficientes de determinación más altos se presentan en las regresiones entre el método de PM y HS.

La investigación realizada por Vásquez-Méndez (2011) concluye que el método de Hargreaves y Samani tuvo el mejor desempeño a nivel mensual que los métodos

de Oudin, Jensen y Haise, McGuinness y Bordne, Romanenko; para estimar la ETo medida en una estación gage obteniéndose $R^2 = 0.7$ y menores valores de error (Vásquez et al., 2011). En la presente investigación también se encontró que Hargreaves y Samani presenta un mejor desempeño al estimar la ETo que el método del tanque clase "A". Así mismo encontraron que el método de Penman-Monteith es el que mejor desempeño tiene en diferentes escalas de tiempo (Vásquez et al., 2011), lo cual apoya la decisión de estimar la ETo con este método en esta investigación. También en la investigación de (Sánchez and Carvacho, 2006) se utilizó la fórmula de Penman para estimar la evapotranspiración potencial que es similar a la evapotranspiración de referencia, señalando que es el método ha sido ampliamente difundido y utilizado en el mundo, ellos también utilizaron el método de Hargreaves y Samani en su investigación. En la investigación de (Khan et al., 1998) se obtuvo una ecuación de regresión de la ETP medida en lisímetro en base a la evaporación de tanque clase "A" encontrando $R^2 = 0.65$ un valor superior a varios de los obtenidos en la presente investigación para una ecuación similar, la evaporación de tanque clase "A" combina en un solo dato el efecto de la: temperatura, radiación, humedad relativa, velocidad del viento y presión atmosférica. El desempeño del tanque es inferior al método de Hargreaves y Samani para estimar la ETo con Penman-Monteith.

Los resultados de (Ruiz-Álvarez et al., 2012) al relacionar linealmente la ETo con tanque clase "A" con la ETo de Hargreaves y Samani muestran un alto valor de $R^2 = 0.883$, sin embargo, no consideraron la ETo con el método de Penman-Monteith

porque sólo trabajaron con datos de temperatura y evaporación, en cambio en la presente investigación la ETo con tanque no se relaciona linealmente con la ETo de Penman-Monteith.

4.1.2. Conglomerados homogéneos de evapotranspiración de referencia en el altiplano

Para poder determinar la evapotranspiración del cultivo de referencia en las estaciones que no poseen información de horas de sol, se utilizó las ecuaciones de regresión simple estimadas anteriormente. Las ecuaciones de regresión se aplicaron en las estaciones que pertenecen a conglomerados homogéneos agrupados según análisis clúster. Las estaciones utilizadas para el análisis clúster fueron las que tienen las variables: temperatura media de las máximas (TMAX), de las mínimas (TMIN), precipitación mensual (PRE MEN), humedad relativa media (HR), evaporación mensual (EVAP), velocidad media del viento (VEL V), altitud (ALTITUD), latitud sur (LAT SUR), longitud oeste (LONG W). De estas variables se tomó el valor promedio anual para el análisis clúster, estos se muestran en el siguiente cuadro.

CUADRO 6. PROMEDIOS ANUALES DE LOS REGISTROS CLIMATICOS DEL ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010

N°	Estación	TMAX	TMIN	PP MEN	HR	EVAP	VEL V	ALTITUD	LAT SUR	LONG W
1	Acora	14.89	1.92	66.07	59.65	123.24	2.91	3889	15.99	69.81
2	Ananea	10.27	-2.19	52.20	81.55	75.65	2.10	4660	14.68	69.53
3	Arapa	16.13	2.12	58.15	55.59	141.42	3.10	4193	15.14	70.12
4	Ayaviri	16.44	-0.84	55.48	53.56	108.44	2.36	3920	14.88	70.59
5	Azangaro	16.31	1.08	49.24	60.93	31.13	2.34	3863	14.91	70.19
6	Cabanillas	16.52	1.99	54.97	50.52	144.72	1.88	3890	15.64	70.35
7	Capachica	13.87	2.10	67.48	54.61	133.18	3.37	3819	15.62	69.84
8	Capazo	13.81	-6.20	45.60	78.71	138.31	2.32	4419	17.19	69.75
9	Chuquibamb	16.35	-2.51	58.78	57.73	141.59	1.99	3910	14.80	70.73
10	Cojata	12.53	-3.56	61.94	82.17	79.21	3.06	4344	15.02	69.36
11	Crucero	14.78	-2.14	64.86	72.56	68.16	1.51	4130	14.36	70.02
12	Desaguadero	14.72	0.77	59.84	57.96	148.03	4.37	3860	16.57	69.04
13	Huancane	14.84	0.59	56.44	60.32	122.35	2.85	3860	15.20	69.76
14	Huaraya-moho	14.59	2.68	73.57	61.37	119.88	1.95	3890	15.39	69.49
15	Ilave	15.99	0.49	59.61	62.28	156.11	3.34	3850	16.08	69.64
16	Juli	13.80	2.56	72.37	58.13	136.38	2.68	3812	16.20	69.46
17	Lampa	16.45	-0.44	60.16	56.33	112.92	2.23	3865	15.36	70.37
18	Llally	15.66	-0.99	67.27	53.14	135.20	4.30	4111	14.95	70.90
19	Los uros	15.10	4.23	60.37	72.43	137.79	4.03	3808	15.80	69.92
20	Mañazo	16.51	1.25	53.97	49.55	131.03	1.72	3942	15.81	70.34
21	Mazocruz	15.85	-6.67	43.42	56.23	142.36	2.06	3970	16.75	69.71
22	Juliaca	17.70	-0.87	55.00	74.37	117.62	1.50	3820	15.47	70.17
23	Pampahuta	13.68	-5.32	66.69	58.95	121.25	2.49	4320	15.49	70.88
24	Pizacoma	16.91	-1.44	49.60	43.99	118.89	3.58	3940	16.92	69.37
25	Progreso	15.85	1.48	51.41	58.59	151.18	2.57	3905	14.69	70.36
26	Puno	15.01	2.71	60.18	50.58	149.51	2.80	3840	15.82	70.02
27	Putina	17.02	0.15	56.99	76.85	88.10	2.76	3878	14.92	69.87
28	Santa lucia	16.35	-3.06	57.48	65.78	125.21	2.96	4074	15.71	70.61
29	Santa rosa	16.02	1.58	76.14	59.41	98.24	2.78	3940	14.63	70.80
30	Yunguyo	14.46	1.40	63.99	61.23	130.06	1.90	3860	16.31	69.07
31	Taraco	16.03	-0.35	49.05	61.90	122.77	2.84	3820	15.31	69.98

La temperatura esta en °C, la precipitación y la evaporación en milímetros por mes, la humedad en %, la velocidad del viento en m/s, la altitud en m.s.n.m., la latitud y la longitud geográfica en grados.

El resultado del análisis clúster es el gráfico mostrado en la siguiente figura, consiguiéndose 10 grupos homogéneos.

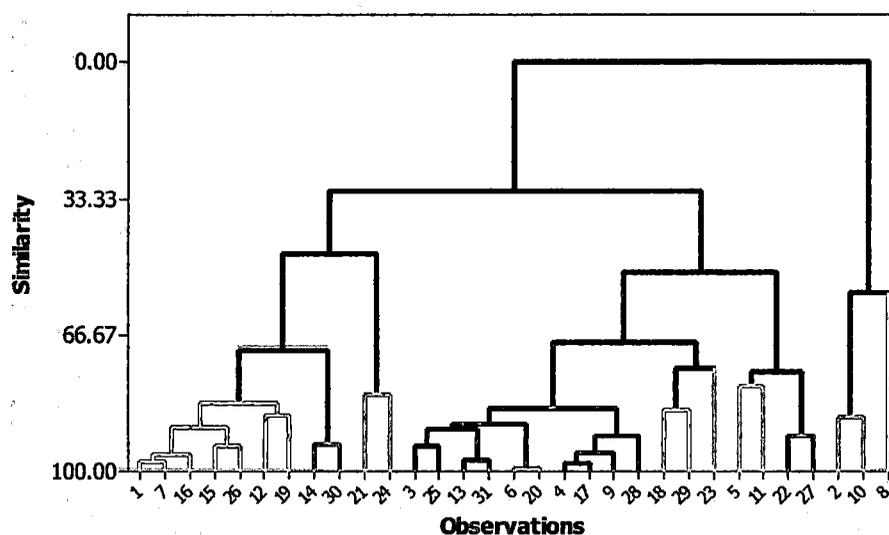


Figura 4. Dendrograma resultado del análisis clúster. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010

Se obtuvo 10 grupos homogéneos que se presentan en el siguiente cuadro.

CUADRO 7. GRUPOS HOMOGÉNEOS DE ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO SEGÚN ANÁLISIS CLUSTER PERIODO 1964-2010

Grupo	Estaciones Meteorológicas
1	Acora, Capachica, Desaguadero, Ilave, Juli, Los Uros, Puno
2	Ananea, Cojata
3	Arapa, Ayaviri, Cabanillas, Chuquibambilla, Huancane, Lampa, Mañazo, Progreso, Santa Lucia, Taraco
4	Azangaro, Crucero
5	Capazo
6	Huaraya-Moho, Yunguyo
7	Llally, Santa Rosa
8	Mazocruz, Pizacoma
9	Juliaca, Putina
10	Pampahuta

Fuente: Resultado del análisis Clúster

En el siguiente cuadro se presenta los grupos y las estaciones dentro del grupo que tienen ecuaciones de regresión que relaciona la evapotranspiración de referencia (ET_o) con el método P-M y los métodos de H-S y tanque clase "A".

CUADRO 8. GRUPO 1 DE ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO Y ECUACIONES DE REGRESIÓN PARA LA ETO. PERIODO 1964-2010

ESTACION	PM-HS	PM-Tanque "A"
Desaguadero	$y = 0.0422x + 3.645 (R^2 = 0.0025)$	$y = 0.0452x + 3.6519 (R^2 = 0.0029)$
Juli	$y = 0.9889x + 0.6041 (R^2 = 0.7971)$	$y = 0.5937x + 1.5505 (R^2 = 0.66)$
Puno	$y = 0.9992x + 0.8859 (R^2 = 0.7475)$	$y = 0.6329x + 1.4362 (R^2 = 0.5786)$

CUADRO 9. GRUPO 2 DE ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO Y ECUACIONES DE REGRESIÓN PARA LA ETO. PERIODO 1964-2010

ESTACION	PM-HS	PM-Tanque "A"
Ananea	$y = 0.3889x + 1.5839 (R^2 = 0.3815)$	$y = 0.2909x + 1.9471 (R^2 = 0.1977)$

CUADRO 10. GRUPO 3 DE ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO Y ECUACIONES DE REGRESIÓN PARA LA ETO. PERIODO 1964-2010

ESTACIÓN	PM-HS	PM-Tanque "A"
Chuquibamb	$y = 0.7469x + 0.8642 (0.7279)$	$y = 0.5038x + 1.6321 (0.3242)$
Huancane	$y = 1.0426x + 0.3682 (0.7038)$	$y = 0.6555x + 1.7409 (0.5497)$
Lampa	$y = 0.9251x + 0.386 (0.8822)$	$y = 0.6399x + 1.5777 (0.5964)$

En los grupos: 4 (Azangaro y Crucero), grupo 5 (Capazo), grupo 6 (Huaraya-Moho y Yunguyo), grupo 7 (Llally y Santa Rosa), grupo 8 (Mazocruz y Pizacoma), no existe ninguna estación en la cual se haya determinado la ecuación de regresión.

CUADRO 11. GRUPO 9 DE ESTACIONES DEL ALTIPLANO PERUANO Y ECUACIONES DE REGRESIÓN PARA LA ETO. PERIODO 1964-2010

ESTACION	PM-HS	PM-Tanque "A"
JULIACA	$y = 0.8174x + 0.3661 (0.8764)$	$y = 0.6959x + 1.0936 (0.8129)$
PUTINA	$y = 0.5344x + 1.3142 (0.4732)$	$y = 0.75x + 1.4413 (0.601)$

En el grupo 10 (Pampahuta) no existe ninguna estación en la cual se haya determinado la ecuación de regresión.

Grupo 1. Para determinar la ETo aplicando la ecuación de regresión se realizó un análisis clúster para determinar dentro de los grupos, que estaciones son homogéneas. En el grupo 1 se determinó 2 grupos por haber 2 ecuaciones de regresión.

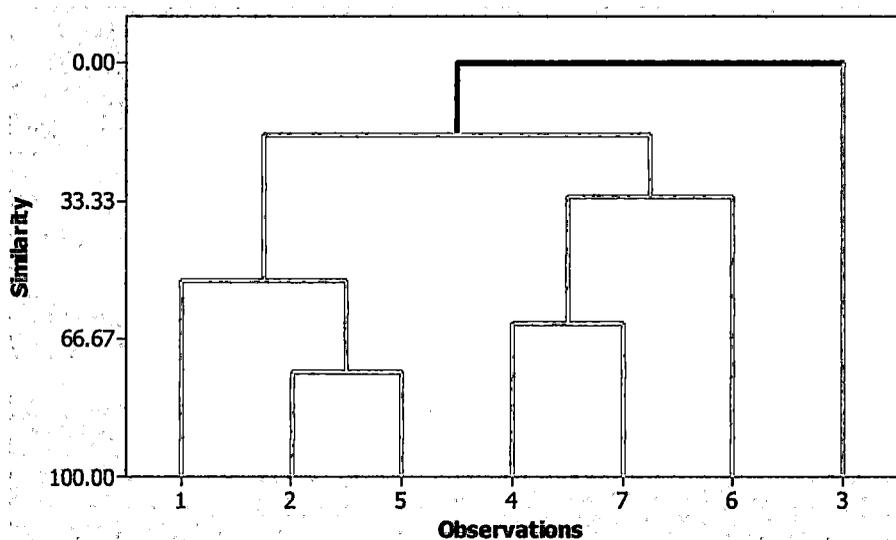


Figura 5. Dendrograma para el grupo 1. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010

En el siguiente cuadro se tiene el número correspondiente a cada estación

**CUADRO 12. NÚMERO DE ESTACIÓN EN EL DENDROGRAMA DEL GRUPO 1.
ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010**

N°	ESTACIÓN
1	Acora
2	Capachica
3	Desaguadero
4	Ilave
5	Juli
6	Los uros
7	Puno

Se concluye que Juli es más parecida a Acora y Capachica. Además Puno es más parecida a Ilave y Los Uros. Desaguadero es muy diferente a las demás estaciones y en ella no se determinó la ETo. Se determinó la ETo con las ecuaciones de regresión a partir del método de H-S como indica el cuadro.

**CUADRO 13. GRUPO 1 DE ESTACIONES Y ECUACIONES EMPLEADAS.
ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010**

Estaciones	Ecuación PM-HS
Acora	$y = 0.9889x + 0.6041 (R^2 = 0.7971)$ Ec. de estación Juli
Capachica	
Ilave	$y = 0.9992x + 0.8859 (R^2 = 0.7475)$ Ec. de estación Puno
Los Uros	

Grupo 2. En la estación Cojata no se determinó la ETo, porque es homogénea con Ananea y el coeficiente de determinación es muy bajo de la ecuación de regresión en Ananea ($R^2 = 0.3815$).

Grupo 3. En este grupo se buscó formar 3 grupos homogéneos y el dendograma se muestra a continuación

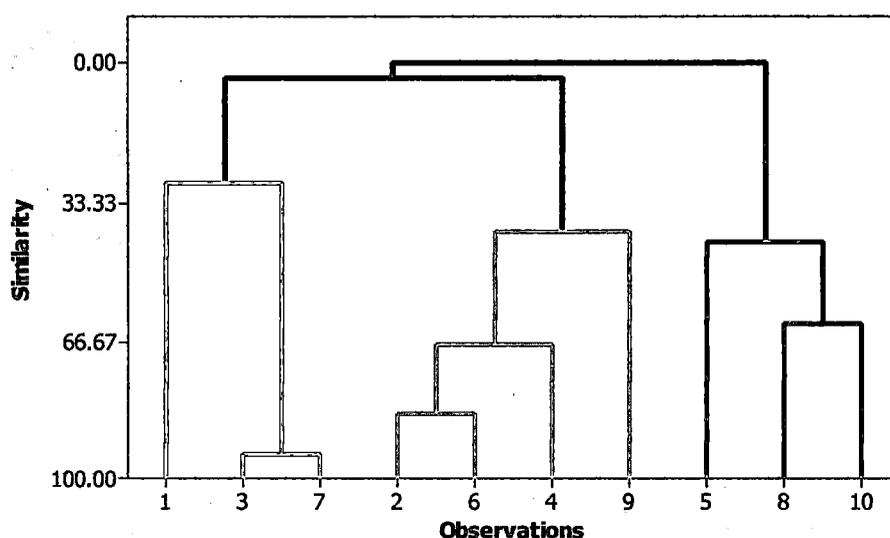


Figura 6. Dendrograma para el grupo 3. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010

El número de las estaciones se muestra en el siguiente cuadro.

CUADRO 14. NÚMERO DE ESTACION EN EL DENDOGRAMA DEL GRUPO 3. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010

N°	ESTACIÓN	N°	ESTACIÓN
1	Arapa	6	Lampa
2	Ayaviri	7	Mañazo
3	Cabanillas	8	Progreso
4	Chuquibambilla	9	Santa lucia
5	Huancane	10	Taraco

Son homogéneas y parecidas Arapa, Cabanillas y Mañazo, así mismo son parecidas Ayaviri, Lampa, Chuquibambilla y Santa Lucia, también son parecidas Huancané, Progreso y Taraco.

En el siguiente cuadro se presenta las estaciones y la ecuación de regresión más apropiada

**CUADRO 15. GRUPO 3 DE ESTACIONES Y ECUACIONES EMPLEADAS.
ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010**

Estación	Ecuación PM-HS
Arapa	y = 0.9251x + 0.386 (R ² = 0.8822) ec. de Lampa
Cabanillas	
Mañazo	
Ayaviri	y = 0.7469x + 0.8642 (R ² = 0.7279) ec. de Chuquibambilla
Chuquibambilla	
Lampa	y = 0.9251x + 0.386 (R ² = 0.8822) ec. de Lampa
Santa Lucía	
Huancané	y = 1.0426x + 0.3682 (R ² = 0.7038) ec. de Huancané
Progreso	
Taraco	

No se determinó la ETo para las estaciones del grupo 4 Azangaro y Crucero, del grupo 5 Capazo, del grupo 6 Huaraya-Moho y Yunguyo, del grupo 7 Llally y Santa Rosa, del grupo 8 Mazocruz y Pizacoma, y del grupo 10 Pampahuta, puesto que estas no son homogéneas a otras estaciones donde se determinó las ecuaciones de regresión.

Grupo 9. En el grupo 9 se utilizó las ecuaciones mostradas en el siguiente cuadro.

**CUADRO 16. GRUPO 9 DE ESTACIONES Y ECUACIONES EMPLEADAS.
ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010**

ESTACIÓN	Ecuación
Juliaca	$y = 0.8174x + 0.3661$ ($R^2 = 0.8764$) PM-HS
Putina	$y = 0.75x + 1.4413$ ($R^2 = 0.601$) Tanque "A"

En este grupo 9, se determinó la ETo en estas estaciones a partir de las ecuaciones de regresión lineal simple para determinar la variable dependiente ETo.

4.1.3. Evapotranspiración de referencia y factores geográficos

El modelo lineal que relaciona la evapotranspiración de referencia y los factores geográficos tiene la forma

$$ETo = a_0 + a_1Lat + a_2Long + a_3Alt + a_4Dist$$

Donde ETo = evapotranspiración de referencia promedio para cada estación, a_i con $i = 1, 2, 3, 4$ son los parámetros del modelo, Lat = latitud sur en grados, Long = longitud oeste en grados, Alt = altitud en m.s.n.m, Dist = distancia al centroide del Lago Titicaca. La ecuación obtenida se presenta a continuación.

$$ETo = -21.7 - 0.022Lat + 0.385Long - 0.000225Alt - 0.000005Dist$$

En los siguientes cuadros se presenta los datos utilizados y el resultado de análisis de regresión.

CUADRO 17. DATOS DE ETO Y FACTORES GEOGRÁFICOS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010

Estación	Eto prom	Latitud	Longitud	Altitud (msnm)	Distancia (m)
Capachica	3.398721436	15.6158	69.8443	3819	60631.6873
Juli	3.376004068	16.20361111	69.45972222	3812	37416.7064
Ilave	4.22630608	16.08472222	69.64361111	3850	38582.7138
Los Uros	3.811182865	15.79638889	69.915	3808	61263.8453
Puno	3.921637356	15.82333333	70.01805556	3840	71849.1858
Arapa	3.406572947	15.13555556	70.11861111	4193	116729.3465
Cabanillas	3.479113551	15.6393	70.34638889	3890	110097.488
Mañazo	3.581328335	15.81333333	70.33888889	3942	106187.3392
Lampa	3.540704123	15.35583333	70.37277778	3865	124178.0273
Santa Lucía	3.597785604	15.71166667	70.60972222	4074	136269.3476
Ayaviri	3.422149424	14.88111111	70.59277778	3920	173401.0905
Chuquibambilla	3.421343728	14.79638889	70.72833333	3910	190620.1892
Progreso	3.750838329	14.69472222	70.35555556	3905	170071.3956
Taraco	3.815871173	15.305	69.9825	3820	93173.7761
Huancané	3.595778373	15.20333333	69.7625	3860	87188.5115
Juliaca	3.349900588	15.47444444	70.16944444	3820	98756.2191
Putina	3.147505289	14.915	69.86805556	3878	120603.5624

CUADRO 18. MODELO LINEAL ENTRE ETO Y FACTORES CLIMÁTICOS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010

Predictor	Coeficiente	Error estándar	T	P
Constant	-21.70	38.15	-0.57	0.580
Latitud	-0.0222	0.4291	-0.05	0.960
Longitud	0.3850	0.6229	0.62	0.548
Altitud	-0.0002253	0.0007593	-0.30	0.772
Distancia	-0.00000471	0.00000770	-0.61	0.552
S = 0.270469	R ² = 18.7%	Estadístico Durbin-Watson = 1.41992		

Los coeficientes no son estadísticamente significativos al 5% de significancia lo cual muestra que no existe relación lineal entre los factores geográficos y la evapotranspiración de referencia. El R^2 de 18.7% muestra que sólo ese porcentaje de la variación de la ETo es explicado por los factores geográficos. El estadístico Durbin-Watson es mayor a R^2 por lo que la regresión no es espuria.

CUADRO 19. ANALISIS DE VARIANZA DEL MODELO LINEAL ENTRE ETO Y FACTORES CLIMÁTICOS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010

Fuente	G.L.	SC	CM	F	P
Regression	4	0.20176	0.05044	0.69	0.613
Error	12	0.87784	0.07315		
Total	16	1.07961			

El resultado del análisis de varianza es el coeficiente de determinación R^2 estadísticamente no es diferente de cero al nivel de significancia de 5%. Es decir, la varianza explicada de ETo por los factores geográficos es muy baja.

En las siguientes figuras se presenta el histograma y la variación de los residuales

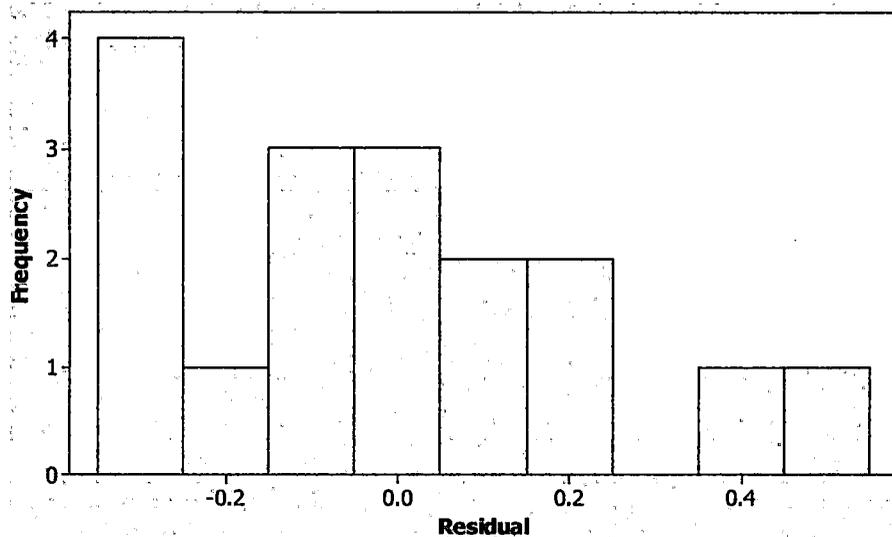


Figura 7. Histograma de los residuales del modelo lineal. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010

En la figura los errores no presentan un histograma normal y su variación no se podría afirmar como constante debido al poco número de datos.

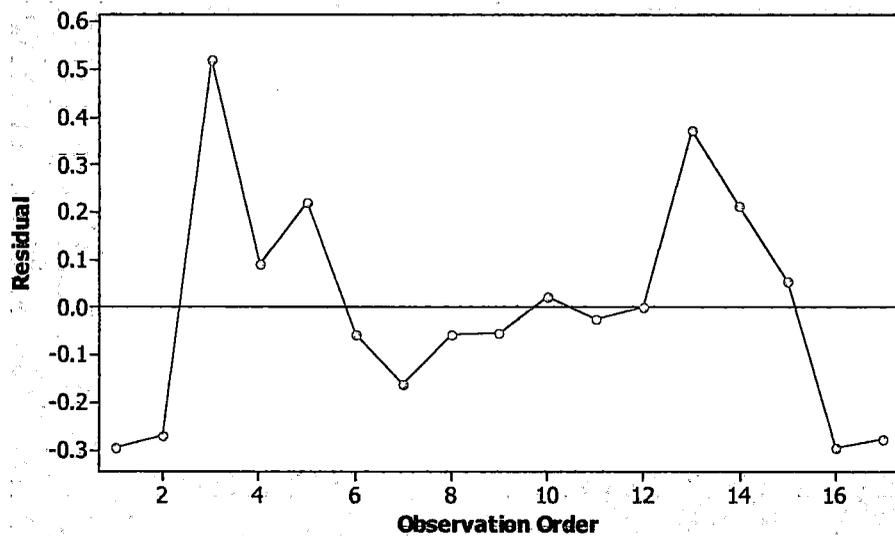


Figura 8. Variación de los residuales del modelo lineal. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010

Se planteó un modelo no lineal transformando las variables a normales. Además, se realizó la detección de valores atípicos con el gráfico de caja, resultando que la distancia, la longitud, la latitud y la ETo no tiene valores atípicos, pero si la altitud en las estaciones Arapa y Santa Lucía, por lo cual se omitieron estos datos. Los resultados se presentan a continuación.

$$ETo = -16.7 - 0.000611(Lat)^{3.140233} + 0.000000(Long)^{4.793555} + 0.00295 (Alt) - 0.00112(Dist)^{0.67115973}$$

CUADRO 20. MODELO NO LINEAL ADITIVO ENTRE ETO Y FACTORES DEL CLIMA. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010

Predictor	Coficiente	Error estándar	T	P
Constante	-16.70	15.69	-1.06	0.312
Latitud^3.140233	-0.0006114	0.0006100	-1.00	0.340
Longitud^4.793555	0.00000002	0.00000002	1.28	0.230
Altitud	0.002947	0.003184	0.93	0.377
Distancia^0.67115973	-0.0011182	0.0008000	-1.40	0.192
S = 0.274468	R ² = 28.1%	Estadístico Durbin-Watson = 1.16428		

Se obtuvo un R² de 28.1% que es aun bajo, los coeficientes no son significativos al 5%. Tambien se obtuvo un estadístico de Durbin-Watson de 1.16, por lo que la regresión no es espuria con el criterio Dw < R².

**CUADRO 21. ANALISIS DE VARIANZA DEL MODELO NO LINEAL ADITIVO
ENTRE ETO Y FACTORES CLIMÁTICOS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO
1964-2010**

Fuente	G.L.	SC	CM	F	P
Regresión	4	0.29462	0.07366	0.98	0.462
Error	10	0.75333	0.07533		
Total	14	1.04795			

El resultado del análisis de varianza es que R^2 es estadísticamente igual a cero, hipótesis que se acepta al 5% de significancia.

En las siguientes figuras se presenta el histograma de los residuales y su variación respecto al orden de datos.

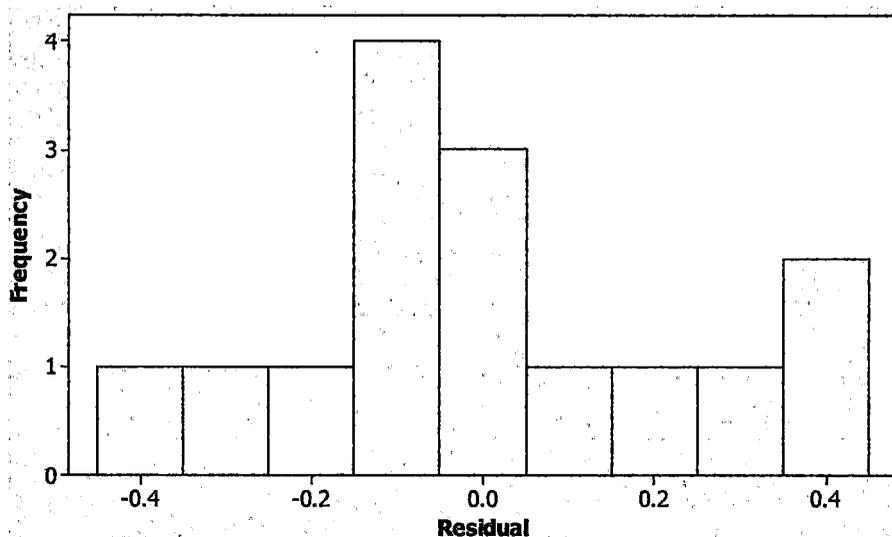


Figura 9. Histograma de residuales del modelo no lineal aditivo. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010

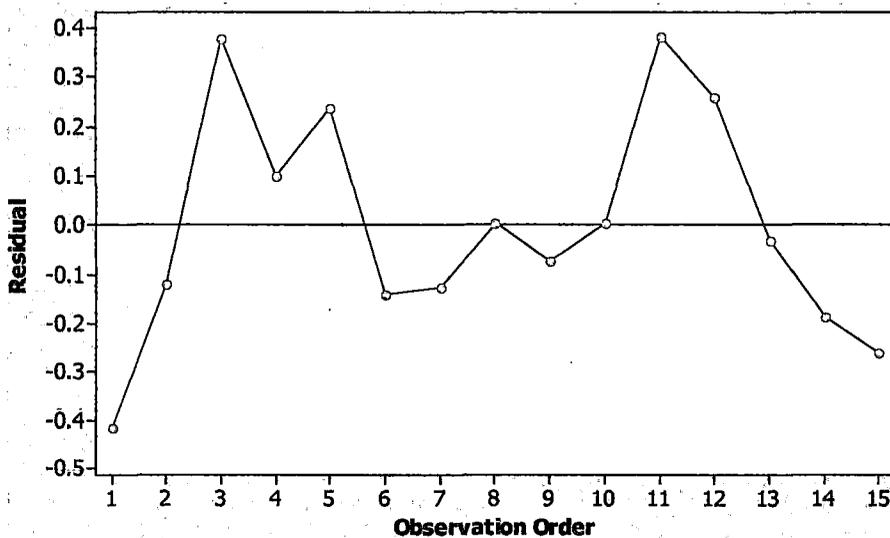


Figura 10. Variación de los residuales del modelo no lineal aditivo. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010

Se observa que R^2 subió y los coeficientes de cada variable independiente siguen siendo no significativos al 5%. No se realizó la detección de heteroscedasticidad por el pequeño número de datos. Los errores son aproximadamente normales y tienen también varianza constante según el histograma y el gráfico de variación de residuales.

Puesto que el modelo lineal tiene un bajo desempeño se realizó la prueba de un modelo no lineal. Antes se examinó la correlación entre las variables para evitar problemas de multicolinealidad en el siguiente cuadro se presenta la matriz de correlación entre las variables.

Se probó también con un modelo no lineal multiplicativo, los resultados y la ecuación y se presentan a continuación.

CUADRO 22. MODELO NO LINEAL MULTIPLICATIVO ENTRE LA ETO Y FACTORES CLIMÁTICOS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010

Parámetros	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Coefficiente	0.000313	0.017466	0.017902	0.9861
Exponente de Latitud	-0.065574	2.205844	-0.029728	0.9769
Exponente de Longitud	1.517153	13.2068	0.114877	0.9108
Exponente de Altitud	0.490838	2.933241	0.167336	0.8704
Exponente de Distancia al Lago	-0.085228	0.232658	-0.366324	0.7218
R-squared	0.191045	Mean dependent var		3.589226
Adjusted R-squared	-0.132538	S.D. dependent var		0.273594
S.E. of regression	0.291161	Akaike info criterion		0.63132
Sum squared resid	0.847747	Schwarz criterion		0.867337
Log likelihood	0.265096	Durbin-Watson stat		1.380991

$$ETo = 0.000313(Lat)^{-0.065574}(Long)^{1.517153}(Alt)^{0.490838}(Dist)^{-0.085228}$$

Este ultimo modelo obtiene un $R^2 = 19.1\%$ y la mejora del ajuste no es significativa. Además los coeficientes no son estadísticamente significativos al 5%.

CUADRO 23. MATRIZ DE CORRELACIÓN ENTRE VARIABLES. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010

Variables	ETo	Latitud	Longitud	Altitud
Latitud	0.388 (0.124)			
Longitud	-0.202 (0.438)	-0.510 (0.036)		
Altitud	-0.196 (0.450)	-0.256 (0.322)	0.443 (0.075)	
Distancia	-0.358 (0.159)	-0.827 (0.000)	0.875 (0.000)	0.433 (0.082)

En el cuadro anterior se muestra los coeficientes de correlación y en el paréntesis el valor de la probabilidad de excedencia para probar la hipótesis nula $H_0: \rho = 0$. Se observa que la latitud se correlaciona mejor con la ETo, la longitud y la distancia al lago, y la longitud se correlaciona bien con la distancia al lago. Las variables que mejor correlacionan con la ETo son la latitud y la distancia al lago.

Se planteó un modelo no lineal que relacione la ETo sólo con la latitud para evitar problemas de multicolinealidad con las otras variables independientes. En el caso de $ETo = f(Lat)$ se planteó un modelo de Fourier de segundo orden.

En las siguientes figuras y en los siguientes cuadros se muestra los ajustes, los parámetros y la bondad de ajuste del modelo.

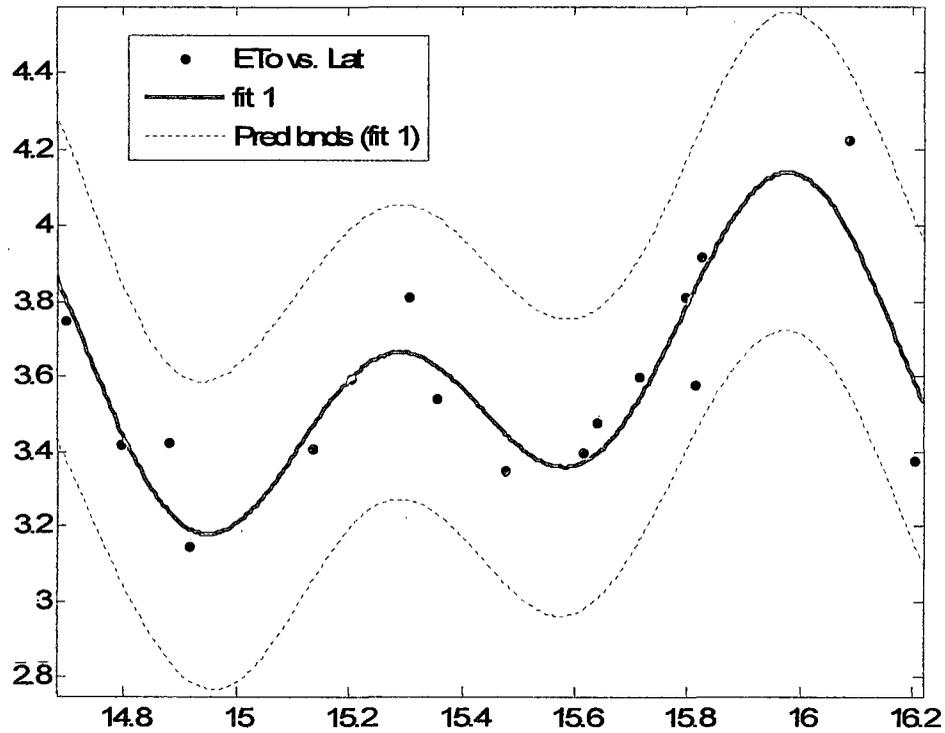


Figura 11. Modelo de Fourier de segundo orden. Estaciones del Altiplano peruano período 1964-2010

En la figura anterior se presenta los límites de confianza al 95% de confianza. A continuación se presenta la ecuación y los límites de confianza de los los parámetros.

$$\text{modelo}(x) = a_0 + a_1 \cdot \cos(x \cdot w) + b_1 \cdot \sin(x \cdot w) + a_2 \cdot \cos(2 \cdot x \cdot w) + b_2 \cdot \sin(2 \cdot x \cdot w)$$

**CUADRO 24. MODELO GENERAL DE FOURIER DE SEGUNDO ORDEN.
ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010**

Coeficiente	Valor	Límites de confianza al 95%
a0	3.594	(3.507, 3.681)
a1	0.2546	(0.09633, 0.4129)
b1	0.01281	(-1.199, 1.225)
a2	0.2037	(-1.933, 2.34)
b2	0.2245	(-1.743, 2.192)
W	4.348	(4.04, 4.656)

**CUADRO 25. BONDAD DE AJUSTE DEL MODELO DE FOURIER DE SEGUNDO
ORDEN. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010**

Parámetro	Valor obtenido
Suma de cuadrados del error	0.2684
Coeficiente de determinación (R^2)	0.7514
Grados de libertad	11
R^2 ajustado	0.6385
Raíz del error medio cuadrático	0.1562

Se observa que el modelo presenta buen ajuste con $R^2 = 0.75$.

4.1.4. Discusion de la relación entre la evapotranspiración y factores climaticos

En la literatura revisada como (Vásquez et al., 2011) y (Ruiz-Álvarez et al., 2012) no se determinó la significancia estadística de la influencia de los factores climáticos sobre la ETo, la presente investigación tiene, por tanto originalidad en analizar este aspecto. En cambio la significancia estadística de los factores climáticos en el estudio de (Sánchez and Carvacho, 2006) estaría implícita en el

valor de $R^2 = 0.756$ puesto que se obtuvo la temperatura de la superficie a partir imágenes satelitales NOAA-AVHRR incluyendo la variación espacial como factor del clima.

En la presente investigación se relacionó directamente la ETo con los factores geográficos obteniéndose un valor de $R^2 = 0.187$ para modelo lineal, 0.281 para modelo no lineal aditivo y 0.191 para modelo no lineal multiplicativo, además se obtuvo un modelo no lineal de series de Fourier de la ETo en función de la Latitud obteniéndose un $R^2 = 0.75$; sin embargo, estos valores son bajos comparados con los valores obtenidos por (Fennessey and Vogel, 1996) que relacionaron los coeficientes de Fourier de la ETo con los factores geográficos y con coeficientes de Fourier de la temperatura media obteniendo $R^2 = 0.837$ a 0.941, relacionando indirectamente la ETo y los factores geográficos, pero en la presente investigación la relación fue directa. El modelo de (Fennessey and Vogel, 1996) mostró ser mejor que el método de Linacre (Linacre, 1977) y el método de Hargreaves y Samani (Hargreaves and Samani, 1985), entonces, la ETo no se relaciona con los factores climáticos en forma directa por los bajos valores de R^2 obtenidos en esta investigación.

En la presente investigación el modelo no lineal aditivo que relaciona la ETo con los factores climáticos es el que presenta mayor R^2 , esto es consistente con los resultados obtenidos por (García et al., 2000) en sus modelos de evapotranspiración potencial no lineales de tipo potencial y exponencial; sin embargo, las variables independientes que ellos usaron fueron la temperatura y la radiación solar extraterrestre, las cuales se relacionan con los factores climáticos,

por tanto ellos obtuvieron una relación indirecta entre ETo y factores climáticos; pero la radiación extraterrestre esta altamente relacionada con la latitud, entonces un modelo no lineal entre ETo y latitud es factible como el obtenido en esta investigación. Aunque el modelo de (Hargreaves and Samani, 1985) es el modelo empírico que da resultados más consistentes en varios ambientes (Allen et al., 1998), este no tiene una relación directa con los factores climáticos, simplemente relaciona no linealmente la ETo con la radiación solar extraterrestre y la temperatura en un modelo multiplicativo.

Se realizaron modelos empíricos de evapotranspiración en cuencas construyendo bases de datos de sistemas de información geográfica junto con modelos lineales multivariados con variables independientes latitud y elevación de la cuenca entre otras (Lu et al., 2003), obteniendo un R^2 ajustado superior a 0.70 superior al obtenido en la presente investigación. La razón es que las entradas a este tipo de modelos se distribuyen espacialmente por lo cual su representación es más real, así como las aplicaciones que hizo (Sánchez and Carvacho, 2006) donde obtuvieron la temperatura de la superficie en forma distribuida a partir imágenes satelitales NOAA-AVHRR, con lo cual toman los factores geográficos implícitamente.

4.2. Relación entre la evapotranspiración y los elementos climáticos en el altiplano peruano

Los modelos obtenidos se basan en los términos de la fórmula combinada de evaporación

$$ET_o = f\left(\Delta \frac{Ra}{l_v}, \frac{u_2}{l_v} (e_s - e_a), \theta_i\right)$$

Dónde:

θ_i = parámetros del modelo, $i = 1, 2, \dots, n$, n = número de parámetros del modelo

$$\Delta = \frac{4.098e_s}{(237.3 + T)^2}$$

Δ = pendiente de la curva de presión de vapor de saturación (Pa/°C), e_s = presión de vapor de saturación (Pa) se determina mediante

$$e_s = 611 \exp\left(\frac{17.27T}{237.3 + T}\right)$$

Ra = radiación extraterrestre equivalente (mm/día) obtenida de tabla.

l_v = calor latente de vaporización (J/kg), dado por

$$l_v = 2.501 \times 10^6 - 2370T$$

T = temperatura media (°C)

u_2 = velocidad media del viento (m/s)

e_a = presión de vapor actual (Pa), se determina con la humedad relativa (HR) en %.

$$e_a = \frac{HR}{100} \times e_s$$

Los modelos lineales propuestos se basan en la estructura general de la ecuación de FAO Penman-Monteith y tienen la siguiente forma

$$ETo = a_0 + a_1TE + a_2TA$$

Dónde:

$$TE = \Delta \frac{Ra}{l_v}$$

$$TA = \frac{u_2}{l_v} (e_s - e_a)$$

Dónde: ETo = evapotranspiración de referencia (mm/día), TE = término de energía, TA = término aerodinámico, a_0 , a_1 , a_2 = parámetros.

En el siguiente cuadro se presenta para cada estación meteorológica: los modelos de regresión, los coeficientes de determinación, los estadísticos Durbin-Watson, el número de datos utilizados y se indica que regresiones son espurias con el criterio $D-W < R^2$.

Se determinó las regresiones sólo para 17 estaciones de las 42 estaciones, porque estas 17 estaciones son homogéneas según el análisis cluster, a otras estaciones donde se obtuvo la ETo por FAO-PM con horas de sol y se utilizó en estas estaciones el método de Hargreaves y Samani (HS) para estimar la ETo puesto que tiene buena correlación con ETo por FAO-PM. En el resto de estaciones que son 25, no se determinó la ETo porque estas no son homogéneas a estaciones donde se determinó la ETo por FAO-PM con horas de sol.

Los resultados como: los coeficientes de regresión, la tabla ANOVA, el coeficiente de determinación y el estadístico Durbin-Watson, se presentan en el anexo.

CUADRO 26. MODELOS DE REGRESIÓN EN LAS ESTACIONES. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010

Estación	Ecuación	R ² (%)	D-W	Regresión	N° datos
Capachica	$\bar{E}T_o = 1.72 + 3817983 TE + 101 TA$	64.8	0.449111	Espuria	318
Juli	$\bar{E}T_o = 1.38 + 4032457 TE + 579 TA$	87.2	0.649291	Espuria	405
llave	$\bar{E}T_o = 1.33 + 4574715 TE + 1567 TA$	91.2	1.01110	No espuria	40
Los Uros	$\bar{E}T_o = 1.97 + 3850893 TE + 69 TA$	78.8	0.321794	Espuria	69
Puno	$\bar{E}T_o = 1.87 + 4321823 TE + 174 TA$	82.4	0.561601	Espuria	538
Arapa	$\bar{E}T_o = 1.47 + 3806837 TE + 321 TA$	78.2	0.652736	Espuria	512
Cabánillas	$\bar{E}T_o = 1.29 + 4391875 TE + 407 TA$	83.2	0.534394	Espuria	523
Mañazo	$\bar{E}T_o = 1.14 + 4394006 TE + 1278 TA$	90.7	1.36924	No espuria	87
Lampa	$\bar{E}T_o = 1.59 + 3613418 TE + 985 TA$	76.7	0.940388	No espuria	526
Santa Lucía	$\bar{E}T_o = 1.09 + 4098928 TE + 2270 TA$	79.4	0.855006	No espuria	104
Ayaviri	$\bar{E}T_o = 2.01 + 3188134 TE + 95.0 TA$	73.1	0.685189	Espuria	390
Chuquibambilla	$\bar{E}T_o = 1.91 + 3130991 TE + 753 TA$	75.6	0.723960	Espuria	671
Progreso	$\bar{E}T_o = 1.52 + 4359218 TE + 622 TA$	80.8	0.855678	No espuria	527
Taraco	$\bar{E}T_o = 1.93 + 3355352 TE + 1027 TA$	74.1	0.960295	No espuria	177
Huancané	$\bar{E}T_o = 1.87 + 3584474 TE + 458 TA$	77.7	0.720362	Espuria	539
Juliaca	$\bar{E}T_o = 1.62 + 3032048 TE + 2257 TA$	81.0	1.17411	No espuria	98
Putina	$\bar{E}T_o = 2.76 + 301170 TE + 952 TA$	22.1	1.04887	No espuria	75

Las regresiones son espurias en 9 estaciones y no son espurias en 8 estaciones meteorológicas, por tanto, en la mayoría de las estaciones la regresión es espuria; pero en las siguientes estaciones: llave (no espuria) con 40 datos, Los Uros (espuria) con 69 datos, Mañazo (no espuria) con 87 datos, Juliaca (no espuria) con 98 datos y Putina (no espuria) con 75 datos; se observa que el número de datos es pequeño: entonces, en estas estaciones no es concluyente el resultado de evaluar si la regresión es espuria.

Se observa además que de las 8 estaciones donde las regresiones no son espurias, en 4 de estas estaciones el número de datos es menor a 100.

En la siguiente figura se presenta las estaciones en que las regresiones son espurias con los valores de R^2 y el número de datos.

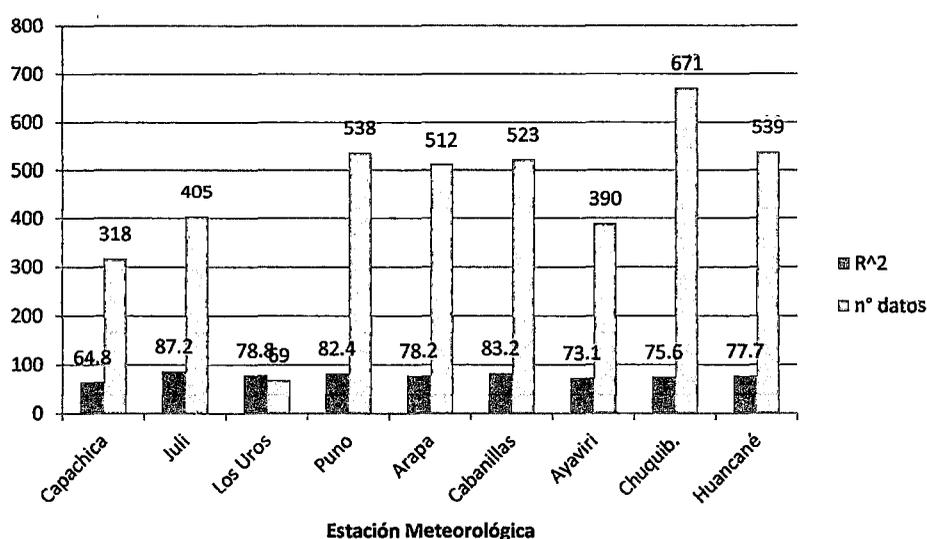


Figura 12. Estaciones donde la regresión es espuria. Altiplano peruano período 1964-2010

La regresión es espuria en las estaciones con mayor número de datos y que se encuentran cerca cuerpos de agua como lagos: Capachica, Juli, Puno, Arapa y Huancané. El número de datos no permite concluir lo mismo en la estación Los Uros. La regresión también es espuria en estaciones lejanas a cuerpos de agua pero cercanas a ríos, estas estaciones son: Cabanillas, Ayaviri y Chuquibambilla.

En la siguiente figura se presenta las estaciones en que las regresiones No son espurias con los valores de R^2 y el número de datos.

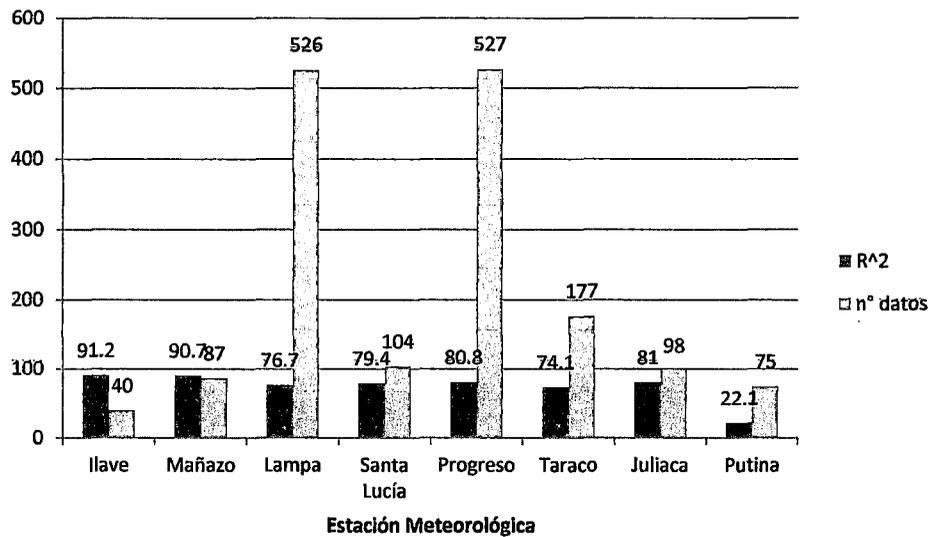


Figura 13. Estaciones donde la regresión No es espuria. Altiplano peruano período 1964-2010

La regresión no es espuria en las estaciones lejanas a cuerpos de agua y con alto número de datos, estas estaciones son: Lampa, Santa Lucía, Progreso y Taraco. En las demás estaciones no se concluye lo mismo por el pequeño número de datos (menor a 100); sin embargo, todas estas estaciones están lejos a cuerpos de agua y la regresión no es espuria, estas estaciones son: Ilave, Mañazo, Juliaca y Putina.

En las siguientes figuras se muestra la variación de los errores (residuales de regresión) respecto a su orden.

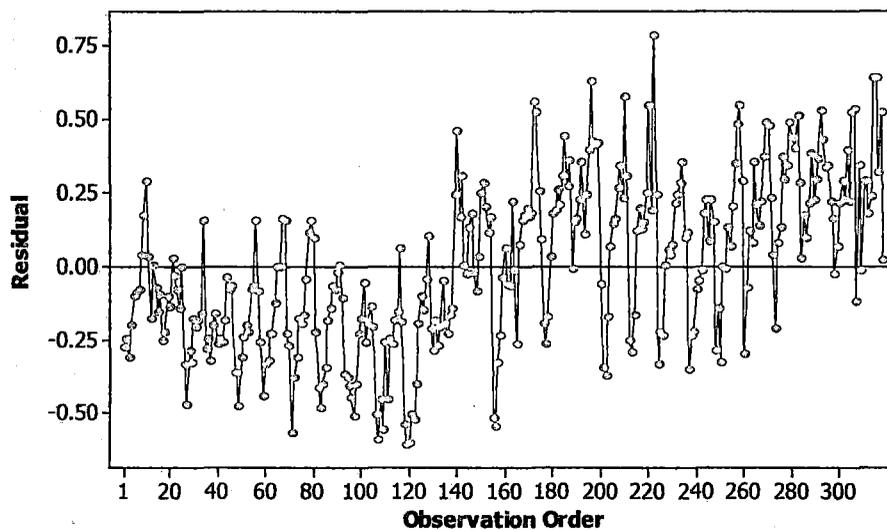


Figura 14. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Capachica
Período 1964-2010

En la estación Capachica los errores no presentan una variación constante y no son estacionarios, puesto que primero son en su mayoría negativos y luego cambian en este aspecto.

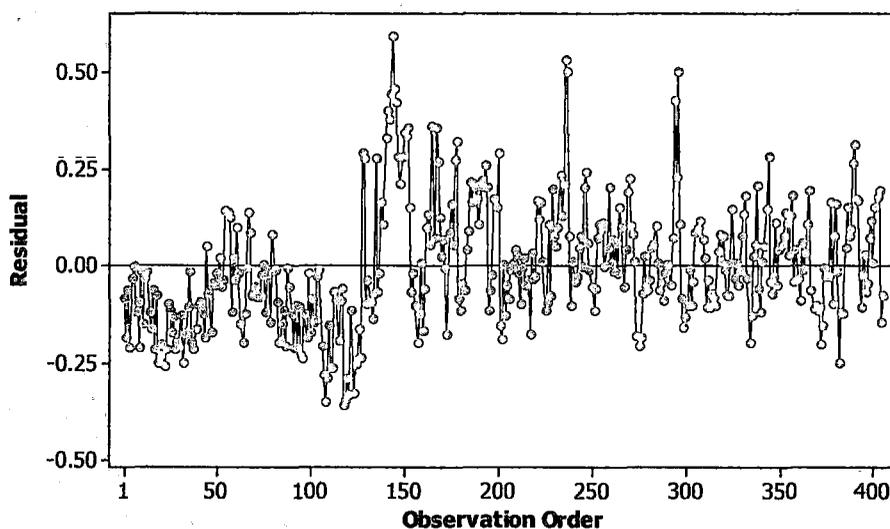


Figura 15. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Juli
Período 1964-2010

En la estación Juli los errores no presentan una variación constante y no son estacionarios, puesto que primero son en su mayoría negativos y luego cambian en este aspecto.

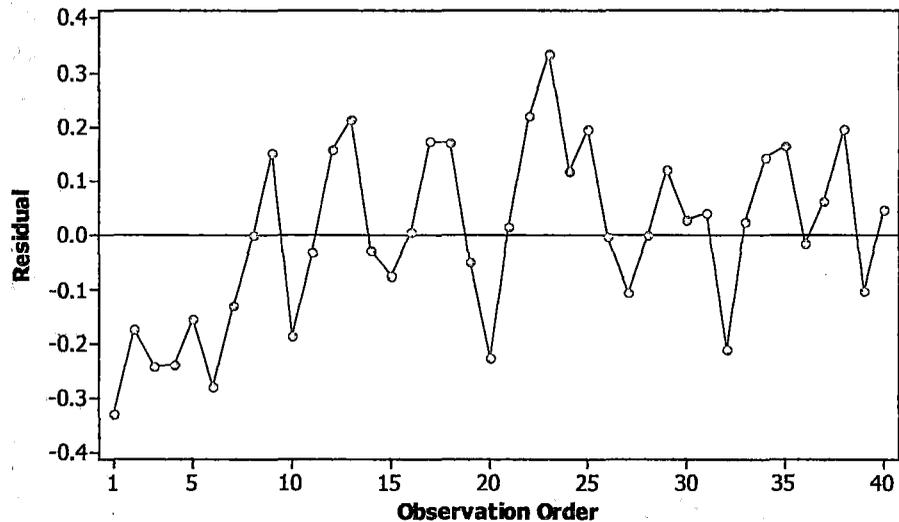


Figura 16. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación llave Período 1964-2010

En la estación llave los errores no presentan una variación constante que pueda afirmarse sólo con apreciación visual, porque el número de datos es muy pequeño.

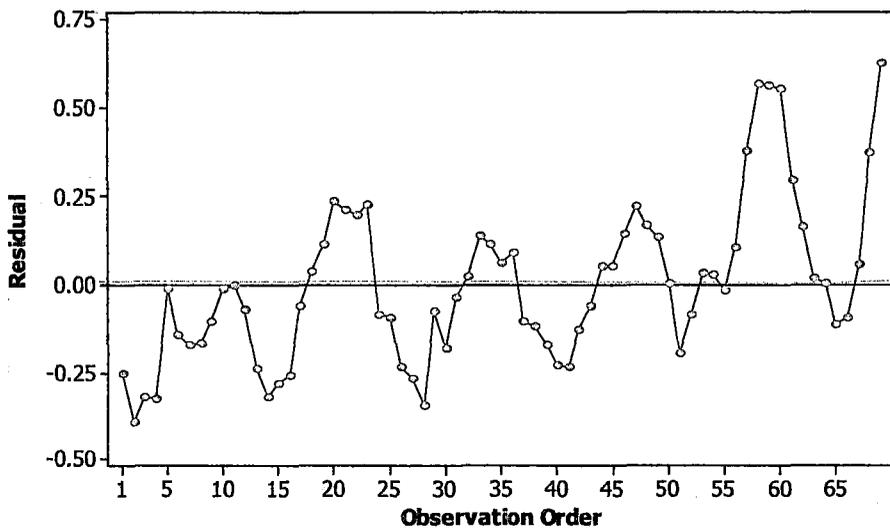


Figura 17. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Los Uros
Período 1964-2010

En la estación Los Uros los residuales no presentan varianza constante y no son estacionarios, sin embargo, el número de datos es pequeño lo cual tiene que probarse con la prueba de raíz unitaria.

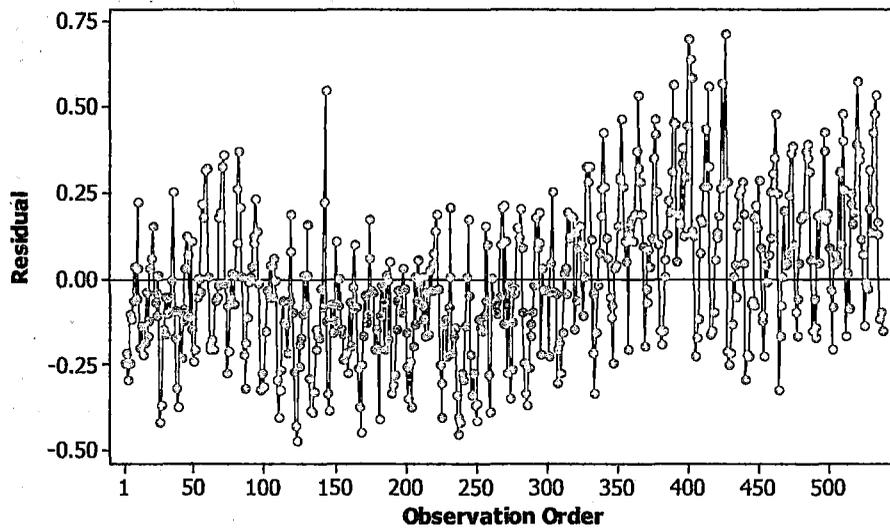


Figura 18. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Puno
Período 1964-2010

En la estación Puno los residuales no tienen varianza constante y tampoco son estacionarios por inspección visual de la figura anterior.

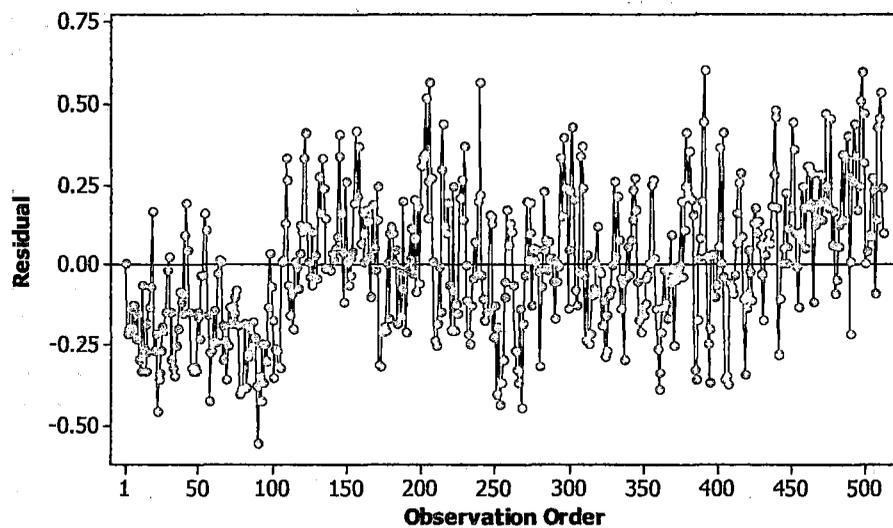


Figura 19. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Arapa Período 1964-2010

En la estación Arapa los errores no presentan varianza constante y tampoco son estacionarios, porque son en su mayoría negativos al inicio y luego son positivos en su mayoría, lo cual se observa en la figura.

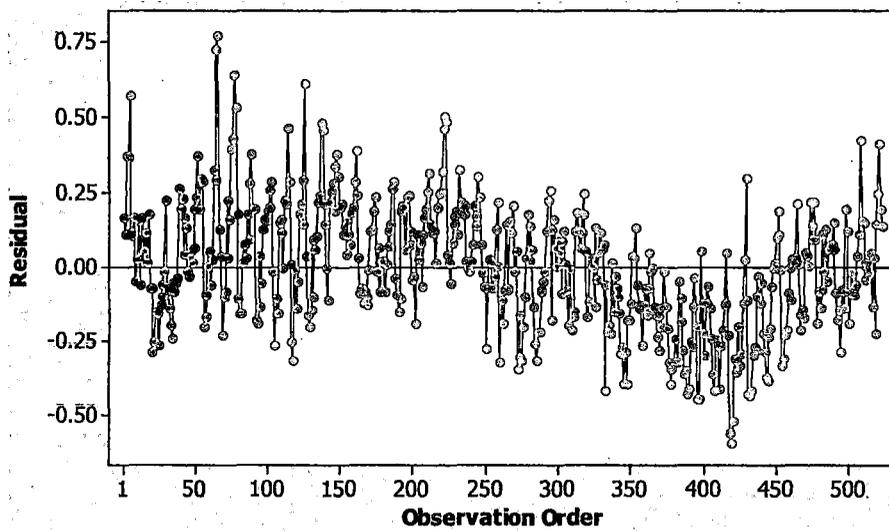


Figura 20. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Cabanillas
Período 1964-2010

En la estación Cabanillas los errores no tienen varianza constante y son no estacionarios, lo cual se puede observar en la figura correspondiente.

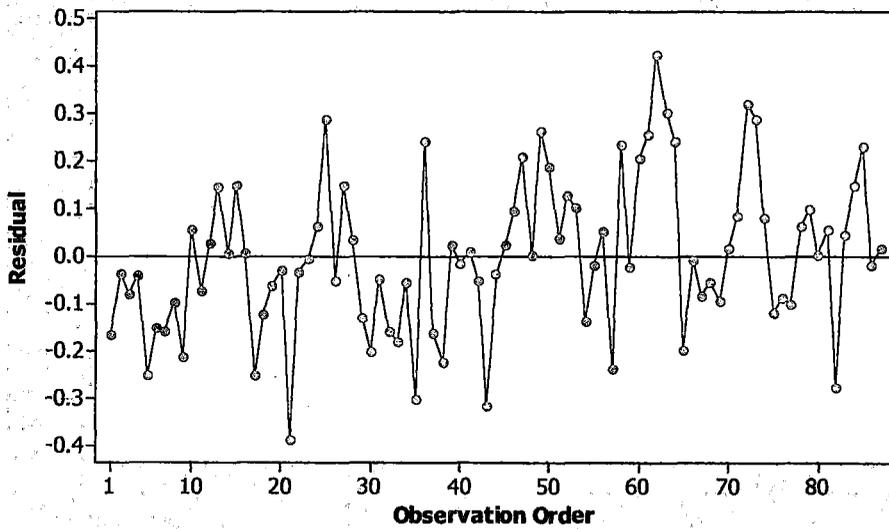


Figura 21. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Mañazo
Período 1964-2010

En la estación Mañazo los errores presentan varianza constante y son estacionarios lo cual se observa en la figura correspondiente.

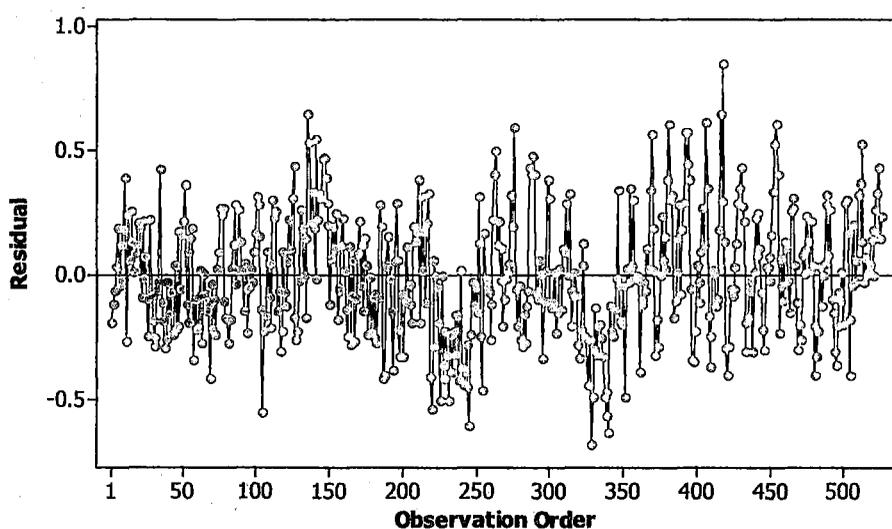


Figura 22. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Lampa
Período 1964-2010

En la estación Lampa los errores presentan varianza constante y son estacionarios según la observación de la figura correspondiente.

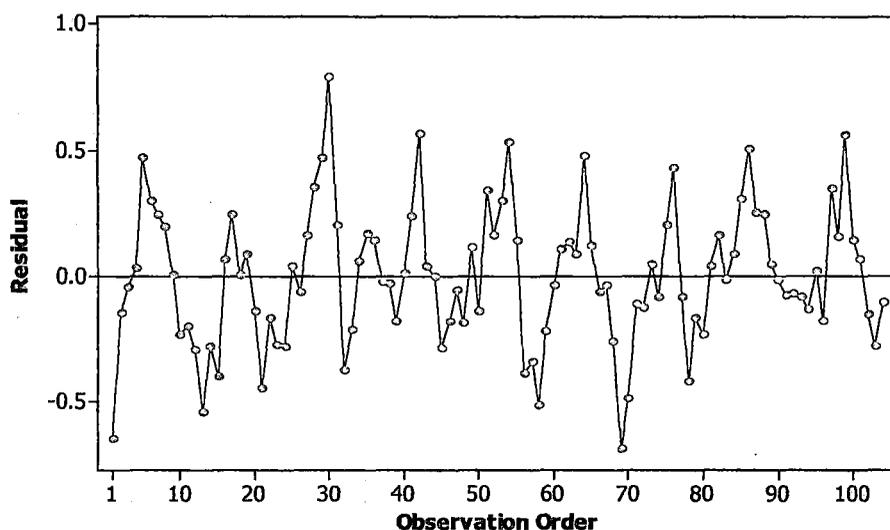


Figura 23. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Santa Lucía Período 1964-2010

En la estación Santa Lucía los errores presentan varianza constante y son estacionarios, sin embargo el número de datos es pequeño, por lo que es necesaria una prueba de raíz unitaria.

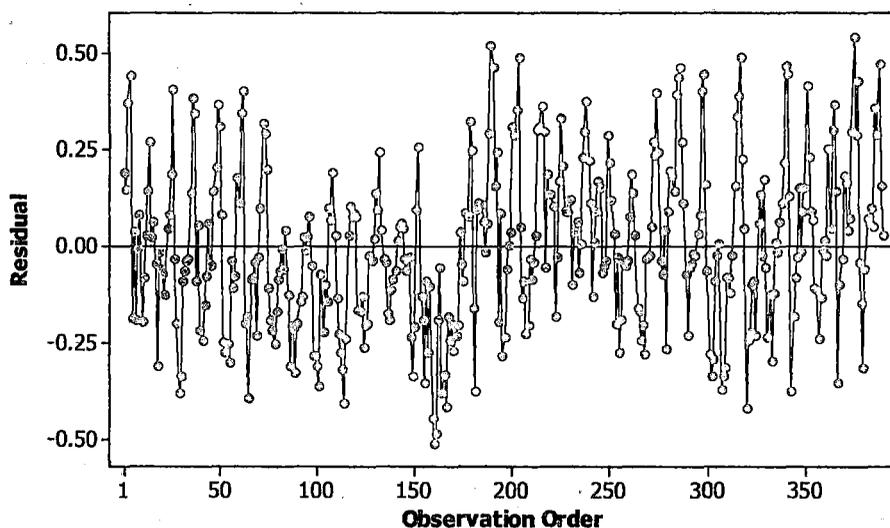


Figura 24. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Ayaviri Período 1964-2010

En la estación Ayaviri los residuales presentan varianza constante y son estacionarios según lo observado en la figura, pero la prueba de raíz unitaria confirmará esta característica.

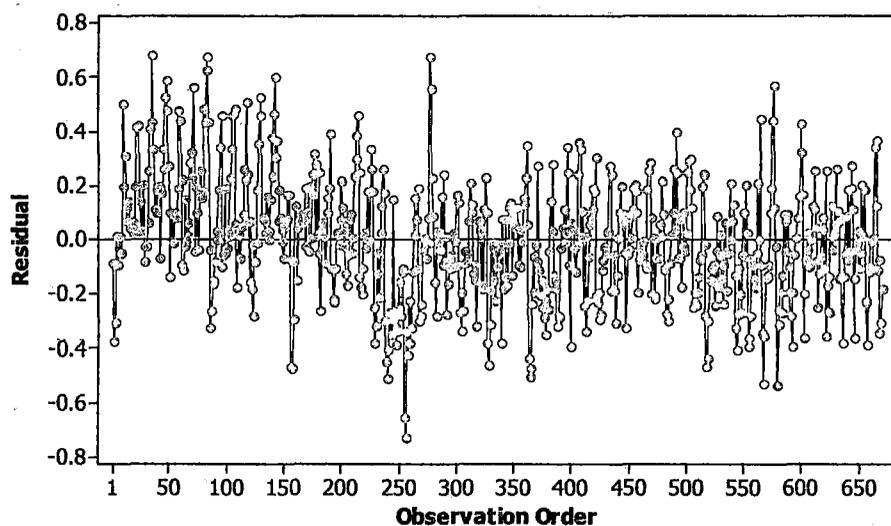


Figura 25. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Chuquibambilla Período 1964-2010

En la estación Chuquibambilla los errores no presentan varianza constante ni son estacionarios, según observación de la figura, esto se confirma con la prueba de raíz unitaria.

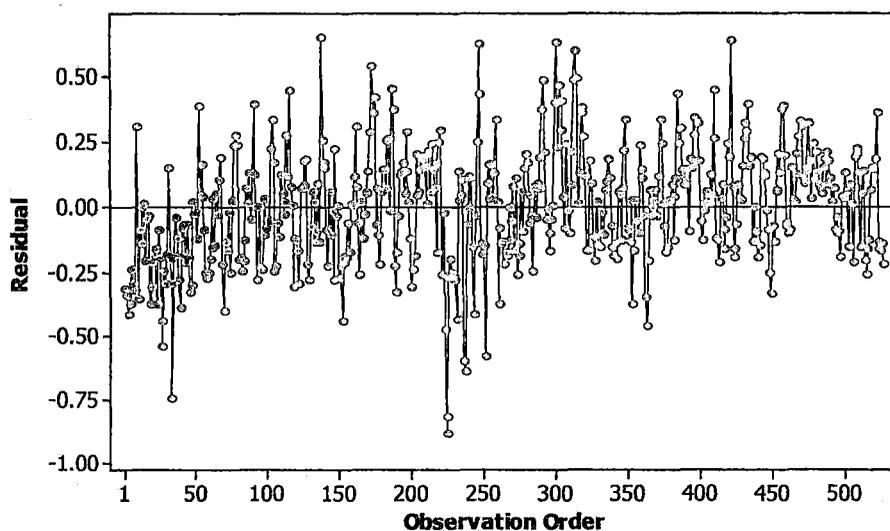


Figura 26. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Progreso
Período 1964-2010

En la estación Progreso los errores no tienen varianza constante y no son estacionarios según la figura anterior, lo cual debe confirmarse con la prueba de raíz unitaria.

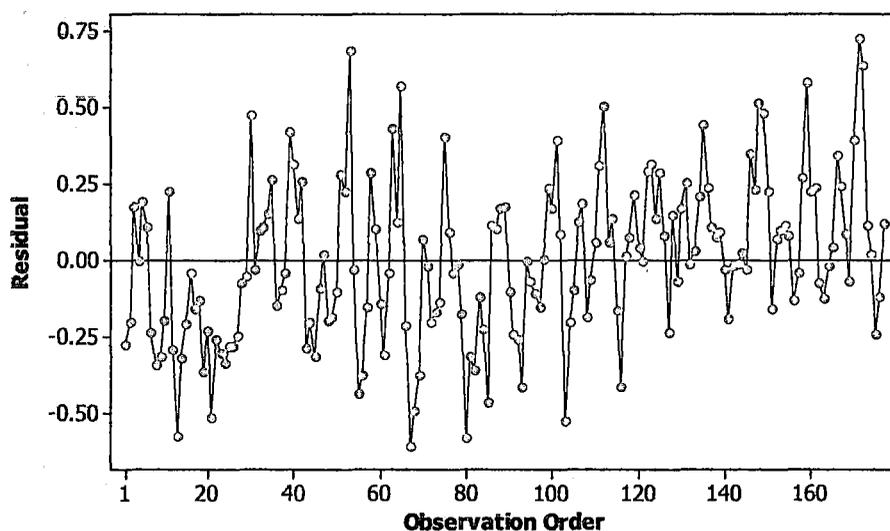


Figura 27. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Taraco
Período 1964-2010

En la estación Taraco los errores tienen varianza constante y son estacionarios lo cual se observa en la figura anterior y debe comprobarse con la prueba de raíz unitaria.

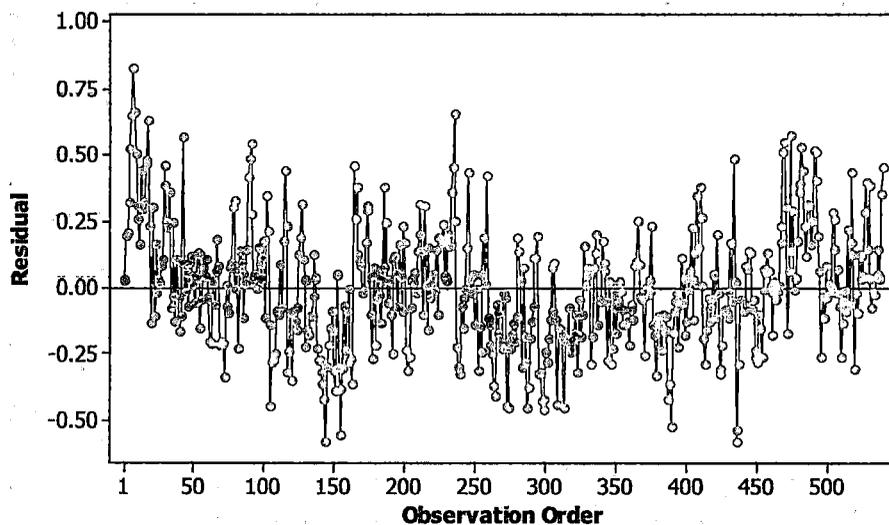


Figura 28. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Huancané Período 1964-2010

En la estación Huancané los errores no tienen varianza constante y tampoco son estacionarios según la figura, sin embargo esto debe confirmarse con la prueba de raíz unitaria.

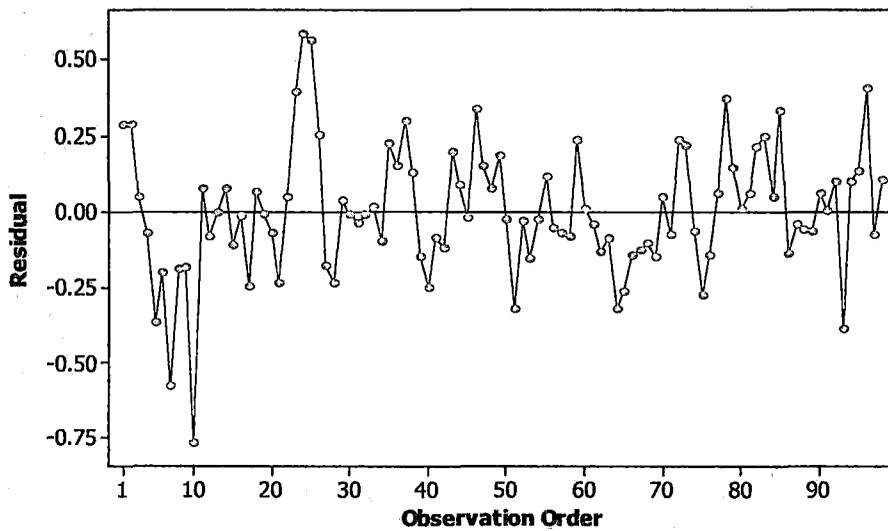


Figura 29. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Juliaca Período 1964-2010

En la estación Juliaca los errores no tienen varianza constante ni son estacionarios según la figura anterior, el número de datos es pequeño y debe confirmarse esto con la prueba de raíz unitaria.

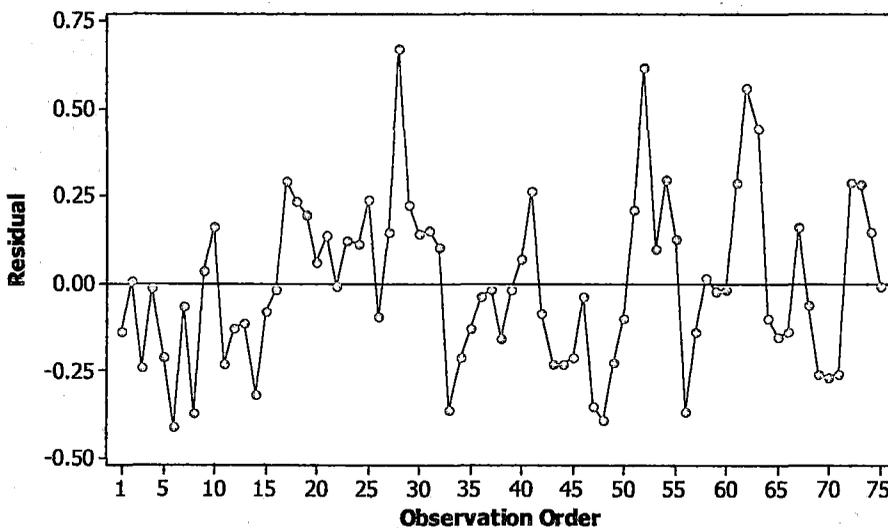


Figura 30. Residuales contra el orden de datos del modelo en estación Putina Período 1964-2010

En la estación Putina los errores tienen varianza constante y son estacionarios al observar la figura, sin embargo, el número de datos es pequeño.

4.2.1. Prueba de estacionariedad de los errores

En las estaciones meteorológicas donde las regresiones resultaron espurias, se realizó un análisis de estacionariedad de los errores, aplicando la prueba de raíz unitaria de Dickey-Fuller. En esta prueba la hipótesis nula es la existencia de una raíz unitaria que es equivalente a que los errores no son estacionarios. La hipótesis alterna es que no existe raíz unitaria y los errores son estacionarios.

En el anexo se presenta los cuadros con el resultado de la prueba de Aumentada de Dickey-Fuller.

En la estación Capachica, en conclusión no se rechaza la hipótesis nula, entonces los errores no son estacionarios. En la estación Juli, en conclusión se rechaza la hipótesis nula, entonces los errores son estacionarios. En la estación Los Uros, en conclusión se rechaza la hipótesis nula, entonces los errores son estacionarios. En la estación Puno, en conclusión no se rechaza la hipótesis nula al 1 y 5% de significancia, entonces los errores no son estacionarios. En la estación Arapa, en conclusión no se rechaza la hipótesis nula, entonces los errores no son estacionarios. En la estación Cabanillas, en conclusión no se rechaza la hipótesis nula, entonces los errores no son estacionarios. En la estación Ayaviri, en conclusión no se rechaza la hipótesis nula al 1 y 5% de significancia, entonces los errores no son estacionarios. En la estación Chuquibambilla, en conclusión se rechaza la hipótesis nula al 5 y 10% de significancia, entonces los errores son

estacionarios. En la estación Huancané, en conclusión se rechaza la hipótesis nula, entonces los errores son estacionarios.

Un resumen de las pruebas aumentadas de raíz unitaria de Dickey-Fuller se presenta en el cuadro a continuación, en las estaciones donde las regresiones resultaron espurias según el criterio Durbin-Watson $< R^2$.

CUADRO 27. RESULTADO DE LAS PRUEBAS DE RAÍZ UNITARIA. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010

Estación con errores no estacionarios	Estaciones con errores estacionarios
Capachica	Juli
Puno	Los Uros
Arapa	Chuquibambilla
Cabanillas	Huancané
Ayaviri	-

En la mayoría de las estaciones (Capachica, Puno, Arapa, Cabanillas y Ayaviri) las regresiones son espurias puesto que presentan errores no estacionarios, en cambio las otras estaciones (Juli, Los Uros, Chuquibambilla y Huancané) al tener errores estacionarios, se está comprobando que no serían regresiones espurias según el criterio de raíz unitaria.

La no estacionariedad de los errores significa que la relación lineal entre las variables no sería consistente al largo plazo, por lo que se plantearía utilizar un modelo de corrección de errores apropiado en Capachica, Puno, Arapa, Cabanillas y Ayaviri.

4.2.2. Detección de la heteroscedasticidad

Los resultados de la prueba de White se presentan en los anexos, a continuación se presenta un resumen de los resultados para las estaciones en que se estimó la ETo con el método FAO-PM en forma apropiada luego del análisis clúster. La conclusión de la prueba de White se hizo con respecto a un nivel de significancia de 0.05.

CUADRO 28. RESULTADOS DE LA PRUEBA DE WHITE POR ESTACIONES METEOROLÓGICAS. ALTIPLANO PERUANO PERIODO 1964-2010

Estación	Estad. F	Probab. F	R ² obs.	Probab. R ² obs	Conclusión de heteroscedasticidad
Capachica	9.082904	0.000001	33.07303	0.000001	Existe
Juli	5.266717	0.000383	20.26301	0.000443	Existe
Ilave	2.00842	0.114726	7.467342	0.113158	No existe
Los Uros	2.230838	0.075442	8.443268	0.076626	No existe
Puno	24.00868	0.000	82.13644	0.000000	Existe
Arapa	4.844502	0.000767	18.8487	0.000842	Existe
Cabanillas	9.126296	0.000	34.43108	0.000001	Existe
Mañazo	3.138406	0.018736	11.55075	0.021024	Existe
Lampa	11.68833	0.000	43.31503	0.000000	Existe
Santa Lucía	2.297904	0.064241	8.835511	0.065345	No existe
Ayaviri	15.03093	0.000	52.67805	0.000000	Existe
Chuquibambilla	24.0103	0.000	84.56713	0.000000	Existe
Progreso	5.838455	0.000133	22.56785	0.000154	Existe
Taraco	2.957304	0.021428	11.38976	0.022516	Existe
Huancané	9.258823	0.000	34.9576	0.000000	Existe
Juliaca	7.449895	0.00003	23.78151	0.000088	Existe
Putina	2.306427	0.066621	8.73363	0.068113	No existe

En cuatro estaciones no existe heterocedasticidad en el modelo de regresión: Ilave, Los Uros, Santa Lucía y Putina, por tanto no fue necesaria la corrección de heterocedasticidad. En las 13 estaciones restantes se corrigió la

heterocedasticidad. En las estaciones donde se corrigió la heterocedasticidad se obtuvo probabilidades de excedencia que varían de 0 a 0.0214 para el estadístico F, también se obtuvo probabilidades de excedencia de 0 a 0.0225 para el estadístico R^2 observado, ambos estadísticos corresponden a la prueba de White y por ser menores al nivel de significancia de 0.05, concluyen que existe heteroscedasticidad.

En las 4 estaciones donde no existe heteroscedasticidad, las probabilidades de excedencia para F varían de 0.064 a 0.114, y las probabilidades de excedencia para R^2 observado varían de 0.065 a 0.113. En ambos casos son mayores al 5% y no existe heterocedasticidad.

4.2.3. Corrección de la heteroscedasticidad

Los resultados de la corrección se presentan en los anexos, a continuación se presenta un resumen en el siguiente cuadro. La corrección se realizó utilizando la estimación por mínimos cuadrados ponderados dividiendo la ecuación por la variable independiente más relacionada al error al cuadrado. Es necesario indicar que en este cuadro $Y = E_{T0}$, $X_1 = TE$ (término de energía), $X_2 = TA$ (término aerodinámico).

**CUADRO 29. CORRECCIÓN DE LA HETEROSCEDASTICIDAD. ALTIPLANO
PERUANO PERIODO 1964-2010**

Estación	Var. Dep.	Var. Indep.	Coefficientes	R ²
Capachica	Y/X2	1/X2 X1/X2 X2/X2	1.952139 3010788 281.5901	0.965466
Juli	Y/X1	1/X1 X1/X1 X2/X1	1.398588 4089735 488.4813	0.89301
Puno	Y/X2	1/X2 X1/X2 X2/X2	2.024332 4014772 142.0177	0.983175
Arapa	Y/X1	1/X1 X1/X1 X2/X1	1.500884 3825303 256.1723	0.800417
Cabanillas	Y/X2	1/X2 X1/X2 X2/X2	1.590789 3714084 426.4659	0.985322
Mañazo	Y/X1	1/X1 X1/X1 X2/X1	1.229288 4436413 984.8377	0.88364
Lampa	Y/X1	1/X1 X1/X1 X2/X1	1.611362 3785022 751.0655	0.857443
Ayaviri	Y/X1	1/X1 X1/X1 X2/X1	2.004377 3247859 62.38342	0.917249
Chuquibambilla	Y/X2	1/X2 X1/X2 X2/X2	2.093423 3520995 -449.3106	0.989436
Progreso	Y/X2	1/X2 X1/X2 X2/X2	1.823788 3565729 798.7257	0.994253
Taraco	Y/X1	1/X1 X1/X1 X2/X1	1.992047 3585710 671.5984	0.910819
Huancané	Y/X1	1/X1 X1/X1 X2/X1	1.859258 3690531 394.7095	0.875563
Juliaca	Y/X2	1/X2 X1/X2 X2/X2	1.773885 2649354 2344.535	0.982531

En las ecuaciones los coeficientes de los modelos de corrección de heteroscedasticidad, son significativos al 5%. El R^2 obtenido en los modelos de corrección de heteroscedasticidad varían de 0.80 a 0.99 siendo por tanto muy altos.

4.2.4. Discusión de la relación entre la evapotranspiración y elementos climáticos

En la presente investigación se obtuvo altos valores de R^2 comprendidos entre 0.648 y 0.912 para modelos sin corrección de heteroscedasticidad, además presenta coeficientes diferentes de 0.0 al 0.05 de significancia, el modelo tiene base física por tener un término de energía y un término aerodinámico. En los modelos de corrección de heteroscedasticidad se obtuvo incluso R^2 de 0.80 a 0.99, mejorando más aun la eficiencia de los modelos junto con coeficientes diferentes de cero al 0.05 de significancia.

En la investigación de (Fennessey and Vogel, 1996) se aplicó regresión lineal múltiple, sin embargo, ellos sólo analizaron los valores obtenidos de R^2 que fueron altos (mayores a 0.7) y la significancia del coeficientes con la prueba t resultando coeficientes significativos al 0.05, sin embargo, ellos no analizaron si las regresiones eran espurias, tampoco analizaron la varianza de los errores y su estacionariedad, la presente investigación en cambio realizó estos análisis con lo cual se aumenta la profundidad del análisis de regresión aplicado a evapotranspiración.

En el estudio de (Vásquez et al., 2011) se determinó modelos de regresión para estimar la ETo a partir de variables climáticas (radiación solar neta, humedad relativa, temperatura media y velocidad del viento) obteniendo $R^2 = 0.8, 0.82$ y 0.9 para escalas de tiempo diarias, semanales y mensuales. Comparando los resultados a nivel mensual con los de la presente investigación, el R^2 es incluso mayor para la misma escala de tiempo en varias estaciones meteorológicas. Del mismo modo (Sánchez and Carvacho, 2006) utilizaron regresión múltiple para estimar la evapotranspiración potencial en base a la temperatura de superficie y al índice de vegetación de diferencia normalizada, ambas variables independientes obtenidas de imágenes satelitales NOAA-AVHRR, ellos obtuvieron la ETP con el método de Penman y lo relacionaron con la temperatura de la superficie (T_s) y la diferencia de esta con la temperatura media del aire ($T_s - T_{Am}$), obteniendo un $R^2 = 0.756$ el cual es menor al obtenido en varias de las estaciones de la presente investigación y se utilizó también una forma de la ecuación de Penman para estimar la ETo. En la investigación de (Khan et al., 1998) se determinó una relación alta entre la ETP y la evaporación del tanque clase "A" obteniendo $R^2 = 0.65$, siendo el único elemento climático que combinaría el efecto de la temperatura, radiación, humedad relativa, velocidad del viento y presión atmosférica. La ecuación de regresión obtenida en la presente investigación no consideró la evaporación como elemento climático debido a la superposición de efectos con los términos de energía y aerodinámico.

En la investigación de (García et al., 2000) se encontró que los modelos de mejor ajuste fueron no lineales de tipo potencial y exponencial con variables

independientes rango diurno de temperatura y radiación solar extraterrestre, ellos obtuvieron valores de R^2 entre 0.12 a 0.561 significativamente diferentes de cero según la prueba F, valores de R^2 bajos en relación a los obtenidos en la presente investigación, ellos presentan la variación de errores pero no analizan su estacionariedad, su heterocedasticidad y la respectiva corrección, además los modelos obtenidos por ellos no tienen una base física; también en sus análisis no se realizaron los análisis de regresión espuria, del mismo modo, en la literatura revisada como (Vásquez et al., 2011), (Sánchez and Carvacho, 2006), (Khan et al., 1998) y (Ruiz-Álvarez et al., 2012), no se realizó la detección de heterocedasticidad de regresión de la ETo y elementos climáticos, la presente investigación tiene, por tanto originalidad en analizar este aspecto.

CONCLUSIONES

La relación entre la ETo con el método de FAO Penman-Monteith y la ETo con el método de Hargreaves-Samanies estadísticamente significativa con un R^2 que varía de 0.70 a 0.88 en 6 estaciones y en 3 estaciones varía de 0.0025 a 0.473, estas 9 son estaciones que tienen datos de horas de sol en el altiplano peruano. El método de Hargreaves-Samani estima mejor la ETo que el método de tanque clase A que obtuvo un R^2 que varía de 0.0029 a 0.8129, siendo sólo alta en Juliaca y en el resto de 8 estaciones es menor a 0.67. El análisis clúster determinó 10 zonas homogéneas para aplicar la relación entre Hargreaves-Samani y FAO Penman-Monteith a un total de 17 estaciones meteorológicas.

La relación lineal entre la evapotranspiración de referencia y los factores del clima no es estadísticamente significativa, puesto que presenta un $R^2 = 0.187$, un estadístico de Durbin-Watson de 1.42 y los coeficientes son estadísticamente iguales a cero al nivel de significancia de 0.05. Se probó con un modelo aditivo no

lineal que presenta un $R^2 = 0.281$, un $Dw = 1.16$ y para el cual los coeficientes son iguales a cero al 0.05 de significancia y R^2 es igual a cero estadísticamente. También se probó con un modelo multiplicativo no lineal obteniéndose un $\bar{R}^2 = 0.191$, un $Dw = 1.38$ con coeficientes iguales a cero al nivel de significancia de 0.05. Se determinó un modelo no lineal de serie de Fourier de segundo orden que relaciona la ETo con la latitud con un $R^2 = 0.75$.

La relación entre la evapotranspiración de referencia en el altiplano peruano y los elementos del clima es estadísticamente significativa con coeficientes de determinación altos que varían de 0.648 a 0.912 en la mayoría de las estaciones. La relación no es directa, puesto que la ETo se relaciona con un término de balance de energía y un término aerodinámico. El estadístico de Durbin-Watson obtenido varía de 0.32 a 1.37 pudiendo existir regresiones espurias ($Dw < R^2$) y no espurias. En todas las estaciones los coeficientes de regresión lineal son estadísticamente diferentes de cero al nivel de significancia de 0.05 y los análisis de varianza también indican que el coeficiente de determinación es estadísticamente diferente de cero al 0.05 de significancia.

Las regresiones son espurias en 9 estaciones y no son espurias en 8 estaciones meteorológicas de 17 estaciones donde se obtuvo la ETo en función de elementos del clima. El análisis de estacionariedad de errores con la prueba de raíz unitaria aumentada de Dickey-Fuller al 0.05 de significancia muestra que los errores son estacionarios en 4 de 9 estaciones donde la regresión es espuria.

Se detectó heteroscedasticidad en los errores del modelo de ETo en función de elementos climáticos en 13 de 17 estaciones y en 4 no existe. En la prueba de White se obtuvo probabilidades de excedencia que varían de 0 a 0.0214 para el estadístico F, también se obtuvo probabilidades de excedencia de 0 a 0.0225 para el estadístico R^2 observado, concluyendo que existe heteroscedasticidad. En las 4 estaciones donde no existe heteroscedasticidad, las probabilidades de excedencia para F varían de 0.064 a 0.114, y las probabilidades de excedencia para R^2 observado varían de 0.065 a 0.113.

Se corrigió la heteroscedasticidad con estimación de mínimos cuadrados ponderados obteniéndose valores de R^2 en los modelos de corrección que varían de 0.80 a 0.99 y los coeficientes son diferentes de cero al 0.05 de significancia.

RECOMENDACIONES

Realizar investigaciones del comportamiento espacial y temporal de las horas de sol en el altiplano de Puno, para transponer o estimar de forma adecuada este elemento climático, puesto que es de mucha importancia para estimar la evapotranspiración de referencia.

Aplicar las regresiones que relacionan la evapotranspiración de referencia obtenida con el método de FAO Penman-Monteith, con la evapotranspiración de referencia obtenida con el método de Hargreaves-Samani, para las estaciones del altiplano de Puno, puesto que tienen altos valores de coeficiente de determinación y además supera al método del tanque clase "A".

Aplicar el análisis Cluster en procedimientos de regionalización de variables climáticas para determinar zonas homogéneas para justificar la trasposición de variables faltantes donde no exista medición o carencia de información.

Aplicar modelos de corrección de errores, cuando se determine modelos empíricos de regresión lineal múltiple que sean espurios y con errores no estacionarios, para garantizar la consistencia de la relación al largo plazo y sean adecuados a una zona particular.

BIBLIOGRAFÍA

Alexandris, S., Kerkides, P., Liakatas, A. (2006) Daily reference evapotranspiration estimates by the "Copais" approach. *Agricultural Water Management* 82, 371-386.

Alexandris, S., Stricevic, R., Petkovic, S. (2008) Comparative analysis of reference evapotranspiration from the surface of rainfed grass in central Serbia, calculated by six empirical methods against the Penman-Monteith formula. *European Water* 21/22, 17-28.

Alkaeed, O., Flores, C., Jinno, K., Tsutsumi, A. (2006) Comparison of Several Reference Evapotranspiration Methods for Itoshima Peninsula Area, Fukuoka, Japan. *Memoirs of the Faculty of Engineering, Kyushu University* 66 (1).

Allen (1996) Assessing Integrity of Weather Data for Reference Evapotranspiration Estimation. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 122, 97-106.

Allen, R., Morse, A., Tasumi, M., (2003) Application of SEBAL for Western US Water Rights Regulation and Planning, ICID Workshop on Remote Sensing of ET for Large Regions.

Allen, R.G., Pereira, L.S., Raes, D., Smith, M. (1998) Crop evapotranspiration: Guidelines for computing crop water requirements, *Irrigation and Drainage Paper* 56. Food and Agricultural Organization of the United Nations., Rome, Italy.

Ambas, V., Baltas, E. (2012) Sensitivity analysis of different evapotranspiration methods using a new sensitivity coefficient. *Global NEST Journal* 14 N°3, 335-343.
Bloomfield, P. (1976) *Fourier analysis of time series: An introduction*. Wiley, New York, USA.

Carlson, T.N., Buffum, M.J. (1989) On estimating total daily evapotranspiration from remote surface temperature measurements. *Remote Sensing of Environment* 29, 197-207.

Courault, D., Seguin, B., Olioso, A., (2003) Review to estimate Evapotranspiration from remote sensing data: some examples from the simplified relationship to the use of mesoscale atmospheric models, ICID Workshop on Remote Sensing of ET for Large Regions.

Courault, D., Seguin, B., Olioso, A. (2005) Review on estimation of evapotranspiration from remote sensing data: From empirical to numerical modeling approaches. *Irrigation and Drainage Systems* 19, 223-249.

Chavarri V., E., (2005) *Apuntes del curso modelos matemáticos en Hidrología*. EPG UNALM, Lima, Perú.

Chow, V., Maidment, D., Mays, L. (1994) *Hidrología Aplicada*. McGraw-Hill, Santafé de Bogotá, Colombia.

de Bruin, H.A.R., Trigo, I.F., Jitan, M.A., Temesgen Enku, N., van der Tol, C., Gieske, A.S.M. (2010) Reference crop evapotranspiration derived from geostationary satellite imagery: a case study for the Fogera flood plain, NW-Ethiopia and the Jordan Valley, Jordan. *Hydrol. Earth Syst. Sci.* 14, 2219-2228.

Diamantopoulou, M., Georgiou, P., Papamichail, D. (2011) Performance evaluation of artificial neural networks in estimating reference evapotranspiration with minimal meteorological data. *Global NEST Journal* Vol 13, No 1, 18-27.

Diodato, N., Bellocchi, G. (2007) Modeling reference evapotranspiration over complex terrains from minimum climatological data. *Water Resour. Res.* 43.

Doorenbos, J., Pruitt, W.O. (1975) *Guidelines for predicting crop water requirements*, Irrigation and Drainage Paper 24. Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome, Italy.

Fennessey, N.M., Kirshen, P.H. (1994) Evaporation and evapotranspiration under climate change in New England. *ASCE J. Water Resour. Plann. Manage.* 120 (1), 48-69.

Fennessey, N.M., Vogel, R.M. (1996) Regional models of potential evaporation and reference evapotranspiration for the northeast USA. *Journal of Hydrology* 184, 337-354.

Fisher, J.B., DeBiase, T.A., Qi, Y., Xu, M., Goldstein, A.H. (2005) Evapotranspiration models compared on a Sierra Nevada forest ecosystem. *Environmental Modelling & Software* 20, 783-796.

García, J., Sánchez, O., Paredes, M. (2000) Métodos de estimación de la evapotranspiración potencial en función del rango diurno de temperatura (dt) y la radiación solar extraterrestre (qs). *Anales Científicos* Marzo.

Gong, L., Xu, C.-y., Chen, D., Halldin, S., Chen, Y.D. (2006) Sensitivity of the Penman-Monteith reference evapotranspiration to key climatic variables in the Changjiang (Yangtze River) basin. *Journal of Hydrology* 329, 620-629.

Granger, R.J. (2000) Satellite-derived estimates of evapotranspiration in the Gediz basin. *Journal of Hydrology* 229, 70-76.

Gurovich R., L.A. (1999) *Riego superficial tecnificado*. Alfaomega, México D.F., México.

Hamdi, M., Bdour, A., Tarawneh, Z. (2008) Developing Reference Crop Evapotranspiration Time Series Simulation Model Using Class a Pan: A Case

Study for the Jordan Valley /Jordan. *Jordan Journal of Earth and Environmental Sciences* 1 (1), 33 -44.

Hargreaves, G., Allen, R. (2003) History and Evaluation of Hargreaves Evapotranspiration Equation. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 129, 53-63.

Hargreaves, G.H., Samani, Z.A. (1985) Reference Crop Evapotranspiration from Temperature. *Applied Engineering in Agriculture* 1(2), 96-99.

Harnet, D.L., Murphy, J.L. (1980) *Introductory Statistical Analysis*. Addison Wesley, Massachusetts, USA.

Irmak, S., Haman, D.Z., (2003) *Evapotranspiration: Potential or Reference?*, Series of the Agricultural and Biological Engineering Department. Institute of Food and Agricultural Sciences (IFAS), University of Florida, Florida, USA, p. 3.

Khan, L., Gil, J., Acosta, R. (1998) Diseño y funcionamiento de un lisímetro hidráulico para medición de la evapotranspiración potencial. *Bioagro* 10, 11-17.

Kumar, R., Shankar, V., Kumar, M. (2011) Modelling of Crop Reference Evapotranspiration: A Review. *Universal Journal of Environmental Research and Technology* 1, 239-246.

Laaboudi, A., Mouhouche, B., Draoui, B. (2012) Conceptual Reference Evapotranspiration Models for Different Time Steps. *J Pet Environ Biotechnol* 3.

Li, Z.-L., Tang, R., Wan, Z., Bi, Y., Zhou, C., Tang, B., Yan, G., Zhang, X. (2009) A Review of Current Methodologies for Regional Evapotranspiration Estimation from Remotely Sensed Data. *Sensors* 9, 3801-3853.

Liang, L., Li, L., Zhang, L., Li, J., Li, B. (2008) Sensitivity of penman-monteith reference crop evapotranspiration in Tao'er River Basin of northeastern China. *Chinese Geographical Science* 18, 340-347.

Linacre, E.T. (1977) A simple formula for estimating evaporation rates in various climates, using temperature data alone. *Agricultural Meteorology* 18, 409-424.

López, J., Dennett, M. (2005) Comparación de dos métodos para estimar la evapotranspiración de referencia (ET_o) en una zona semiárida de Venezuela. *Bioagro* 17(1), 41-46.

Lu, J., Sun, G., McNulty, S.G., Amatya, D.M. (2003) Modeling actual evapotranspiration from forested watersheds across the southeastern United States. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association* 39, 886-896.

Lu, J., Sun, G., McNulty, S.G., Amatya, D.M. (2005) A comparison of six potential evapotranspiration methods for regional use in the southeastern of United States. *JAWRA Journal of the American Water Resources Association* 41, 621-633.

Maeda, E.E., Wiberg, D.A., Pellikka, P.K.E. (2011) Estimating reference evapotranspiration using remote sensing and empirical models in a region with limited ground data availability in Kenya. *Applied Geography* 31, 251-258.

Michel, T., (1997) Zonificación Agroclimática del Altiplano Paceño, Agronomía. UMSA y Servicio Nacional de Meteorología e Hidrología, La Paz, Bolivia.

Mohan, S., Arumugam, N. (1995) Forecasting weekly reference crop evapotranspiration series. *Hydrological Sciences Journal* 40, 689-702.

Mohawesh, O. (2011) Evaluation of evapotranspiration models for estimating daily reference evapotranspiration in arid and semiarid environments. *PLANT SOIL ENVIRON.* 57 (4), 145–152.

Olioso, A., Chauki, H., Courault, D., Wigneron, J.-P. (1999) Estimation of Evapotranspiration and Photosynthesis by Assimilation of Remote Sensing Data into SVAT Models. *Remote Sensing of Environment* 68, 341-356.

Olioso, A., Ortega-Farías, S., Valdés, H., Antonioletti, R. (2005) Estimación de la evapotranspiración de tomate usando el modelo interacción suelo-vegetación-atmósfera (ISBA). *AGRICULTURA TÉCNICA (CHILE)* 65(3), 284-294.

Ortega-Farias, S., Calderon, R., Acevedo, C., Fuentes, S. (2000) Estimación de la evapotranspiración real diaria de un cultivo de tomates usando la ecuación de Penman-Monteith. *Cien. Investig. Agr.* 27(2), 91-96.

Pindyck, R.S., Rubinfeld, D.L. (1998) *Econometric Models and Economic Forecasts*. McGraw-Hill, New York, USA.

Ponce, V. (1989) *Engineering Hydrology – Principles and Practices*. Prentice Hall, San Diego, USA.

Ritter, W. (2005) State-of-the-Art Evapotranspiration Prediction. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 131, 1-1.

Rivas, R., Caselles, V. (2004) A simplified equation to estimate spatial reference evaporation from remote sensing-based surface temperature and local meteorological data. *Remote Sensing of Environment* 93, 68-76.

Ruiz-Álvarez, O., Arteaga-Ramírez, R., Vázquez-Peña, M., Ontiveros-Capurata, R., López-López, R. (2012) Balance hídrico y clasificación climática del estado de tabasco, México. *Universidad y Ciencia Trópico Húmedo* 28, 1-14.

Sánchez, M., Carvacho, L. (2006) Estimación de evapotranspiración potencial, ETP, a partir de imágenes NOAA-AVHRR en la VI Región del Libertador General Bernardo O'Higgins. *Revista de Geografía Norte Grande*, 49-60.

Serban, C., Maftei, C., Barbulescu, A., (2010) Estimation of evapotranspiration using remote sensing data and grid computing: a case study in Dobrogea, Romania, *Proceedings of the 14th WSEAS international conference on Computers: part of the 14th WSEAS CASC multiconference - Volume II*. World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS), Corfu Island, Greece, pp. 596-601.

Serruto, R., (1993) Una nueva fórmula para el cálculo de la evapotranspiración potencial. PIWA, Puno, Perú.

Snyder, R., Orang, M., Matyac, S., Grismer, M. (2005) Simplified Estimation of Reference Evapotranspiration from Pan Evaporation Data in California. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 131, 249-253.

Su, H., M. F. McCabe, E. F. Wood, Z. Su, J. H. Prueger (2005) Modeling evapotranspiration during smacex: comparing two approaches for local- and regional-scale prediction. *J. Hydrometeor* 6, 910-922.

Sumner, D.M., Jacobs, J.M. (2005) Utility of Penman-Monteith, Priestley-Taylor, reference evapotranspiration, and pan evaporation methods to estimate pasture evapotranspiration. *Journal of Hydrology* 308, 81-104.

Todorovic, M. (1999) Single-Layer Evapotranspiration Model with Variable Canopy Resistance. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 125, 235-245.

Trajkovic, S. (2005) Temperature-Based Approaches for Estimating Reference Evapotranspiration. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 131, 316-323.

Tsouni, A., Kontoes, C., Koutsoyiannis, D., Elias, P., Mamassis, N. (2008) Estimation of Actual Evapotranspiration by Remote Sensing: Application in Thessaly Plain, Greece. *Sensors* 8, 3586-3600.

Vásquez, R., Ventura, E.J., Acosta, J.A. (2011) Habilidad de estimación de los métodos de evapotranspiración para una zona semiárida del centro de México. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas* 2, 399-415.

Vicente-Serrano, S.M., Lanjeri, S., López-Moreno, J.I. (2007) Comparison of different procedures to map reference evapotranspiration using geographical information systems and regression-based techniques. *International Journal of Climatology* 27, 1103-1118.

Wang, Y., Namaona, W., Traore, S., Zhang, Z. (2009a) Seasonal temperature-based models for reference evapotranspiration estimation under semi-arid condition of Malawi. *African Journal of Agricultural Research* 4 (9), 878-886.

Wang, Y., Traore, S., Kerh, T., (2007) Determination of a Reference Model for Estimating Evapotranspiration in Burkina Faso, Proceedings of the 6th WSEAS Int. Conf. on Artificial Intelligence, Knowledge Engineering and Data Bases, Corfu Island, Greece, pp. 211-216.

Wang, Y., Traore, S., Kerh, T. (2009b) Applying evapotranspiration reference model and rainfall contribution index for agricultural water management plan in Burkina Faso. African Journal of Agricultural Research 4 (12), 1493-1504.

Zhang, Y., C. Liu, Y. Tang, and Y. Yang (2007) Trends in pan evaporation and reference and actual evapotranspiration across the Tibetan Plateau. J. Geophys. Res. 112.

ANEXOS

Ecuación A 1. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Capachica

$$ET_o = 1.72 + 3817983TE + 101TA$$

CUADRO 30. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Capachica. Período 1964-2010

Predictor	Coficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.7217	0.07748	22.22	0.00000
TE	3817983.00	161518.00	23.64	000000
TA	101.16	64.68	1.56	0.11900

$S=0.2824$; $R^2=64.80\%$; Estadístico Durbin-Watson = 0.4491

CUADRO 31. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Capachica. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	46.182	23.093	289.53	0.000000
Error	315	25.125	0.080		
Total	317	71.310			

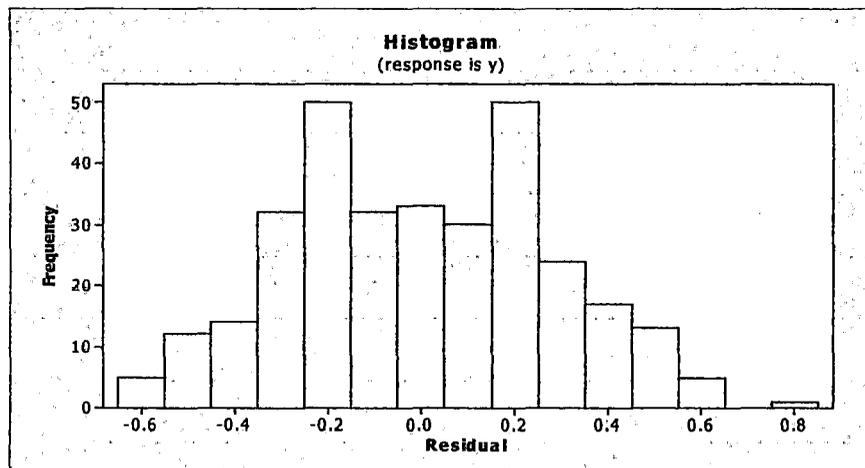


Figura 31. Histograma de los residuales del modelo en estación Capachica Período 1964-2010

Ecuación A 2. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Juli

$$ET_o = 1.38 + 4032457 TE + 579 TA$$

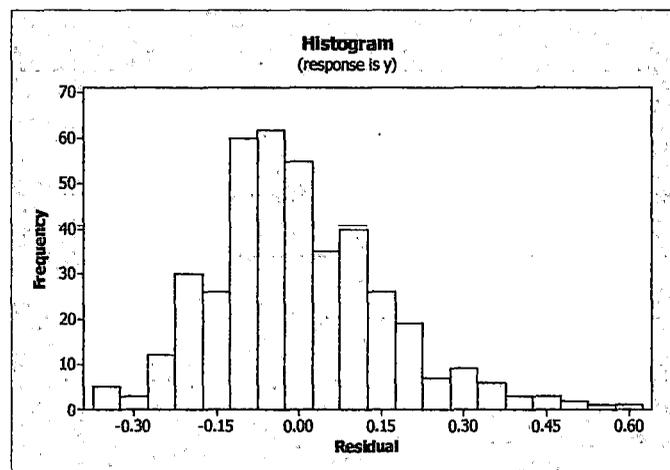
CUADRO 32. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Juli. Período 1964-2010

Predicor	Coficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.37932	0.04166	33.11	0.000
TE	4032457	78290	51.51	0.000
TA	578.69	45.32	12.77	0.000

S=0.159182; $R^2=87.2\%$; Estadístico Durbin-Watson = 0.649291

CUADRO 33. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Juli. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	69.528	34.764	1371.95	0.000
Error	402	10.186	0.025		
Total	404	79.714			



Histograma de los residuales del modelo en estación Juli

Ecuación A 3. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica llave

$$ET_o = 1.33 + 4574715 TE + 1567 TA$$

CUADRO 34. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica llave. Período 1964-2010

Predictor	Coefficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.3328	0.1738	7.67	0.000
TE	4574715	235097	19.46	0.000
TA	1567.0	193.7	8.09	0.000

S= 0.165492; R²=91.2%; Estadístico Durbin-Watson = 1.01110

CUADRO 35. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica llave. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	10.4664	5.2332	191.08	0.000
Error	37	1.0133	0.0274		
Total	39	11.4797			

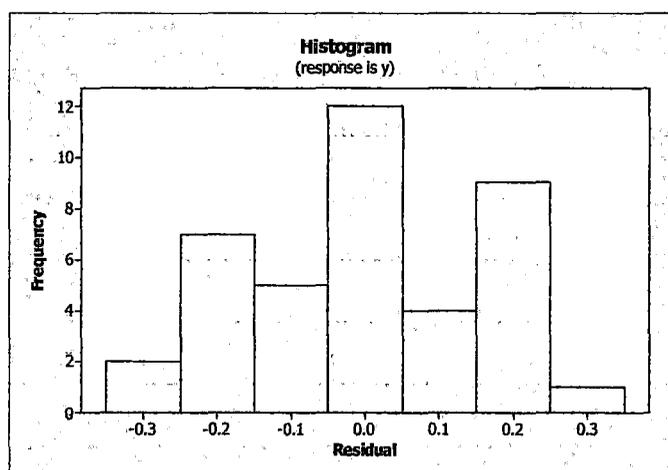


Figura 32. Histograma de los residuales del modelo en estación llave

Ecuación A 4. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Los Uros

$$ET_o = 1.97 + 3850893 TE + 69 TA$$

CUADRO 36. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Los Uros. Período 1964-2010

Predictor	Coficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.9705	0.1277	15.43	0.000
TE	3850893	302959	12.71	0.000
TA	69.2	237.0	0.29	0.771

S= 0.230158; R²=78.8%; Estadístico Durbin-Watson = 0.321794

CUADRO 37. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Los Uros. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	12.9579	6.4789	122.31	0.000
Error	66	3.4962	0.0530		
Total	68				

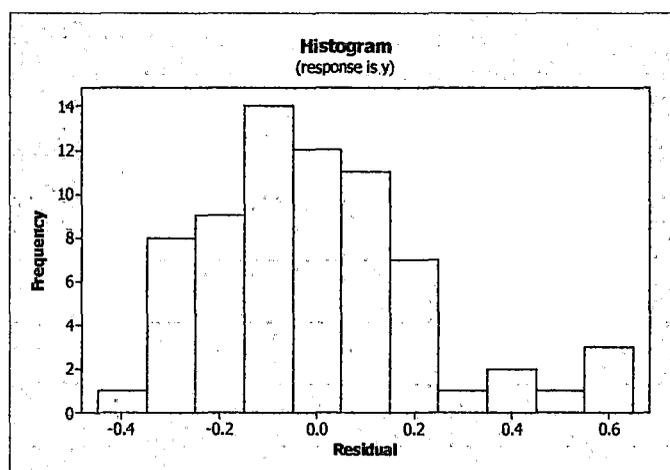


Figura 33. Histograma de los residuales del modelo en estación Los Uros

Ecuación A 5. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Puno

$$ET_o = 1.87 + 4321823 TE + 174 TA$$

CUADRO 38. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Puno. Período 1964-2010

Predictor	Coficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.86645	0.04583	40.73	0.000
TE	4321823	88445	48.86	0.000
TA	173.56	41.93	4.14	0.000

S=0.220659; $R^2=82.4\%$; Estadístico Durbin-Watson = 0.561601

CUADRO 39. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Puno. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	121.789	60.894	1250.64	0.000
Error	535	26.049	0.049		
Total	537	147.838			

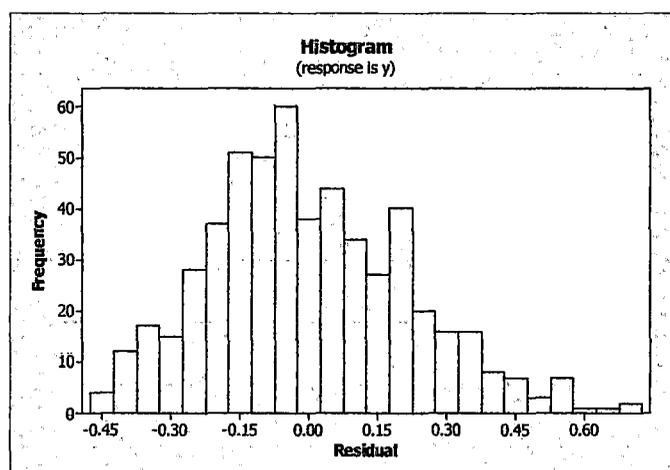


Figura 34. Histograma de los residuales del modelo en estación Puno

Ecuación A 6. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Arapa

$$ET_o = 1.47 + 3806837 TE + 321 TA$$

CUADRO 40. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Arapa. Período 1964-2010

Predictor	Coefficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.46774	0.04756	30.86	0.000
TE	3806837	93095	40.89	0.000
TA	321.35	36.13	8.90	0.000

S= 0.218903; R²=78.2%; Estadístico Durbin-Watson = 0.652736

CUADRO 41. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Arapa. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	87.345	43.673	911.40	0.000
Error	509	24.390	0.048		
Total	511	111.736			

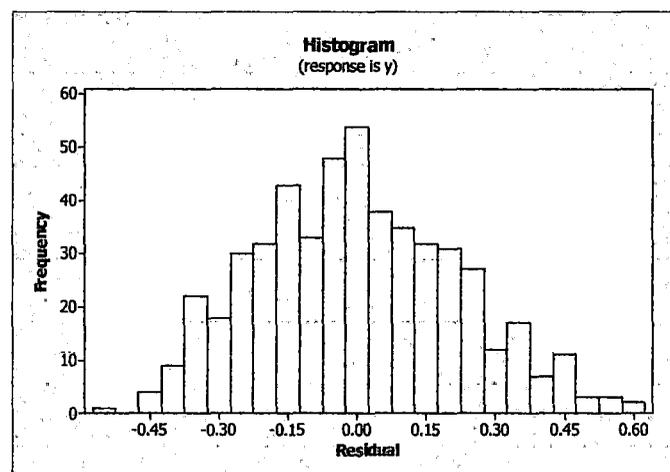


Figura 35. Histograma de los residuales del modelo en estación Arapa

Ecuación A 7. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Cabanillas

$$ETo = 1.29 + 4391875 TE + 407 TA$$

CUADRO 42. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Cabanillas. Período 1964-2010

Predictor	Coefficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.29045	0.04567	28.25	0.000
TE	4391875	87416	50.24	0.000
TA	407.08	41.54	9.80	0.000

S= 0.209099; R²=83.2%; Estadístico Durbin-Watson = 0.534394

CUADRO 43. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Cabanillas. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	112.527	56.263	1286.83	0.000
Error	520	22.736	0.044		
Total	522	135.263			

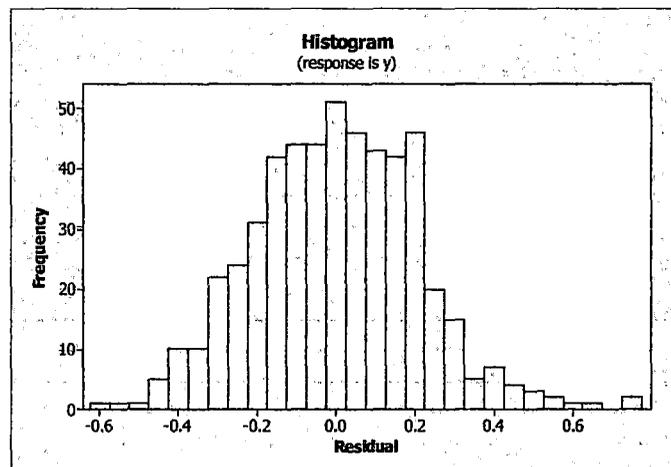


Figura 36. Histograma de los residuales del modelo en estación Cabanillas

Ecuación A 8. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Mañazo
 $ET_o = 1.14 + 4394006 TE + 1278 TA$

CUADRO 44. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Mañazo. Período 1964-2010

Predicor	Coficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.14394	0.08850	12.93	0.000
TE	4394006	162988	26.96	0.000
TA	1278.0	128.0	9.98	0.000

S= 0.165070; $R^2=90.7\%$; Estadístico Durbin-Watson = 1.36924

CUADRO 45. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Mañazo. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	22.428	11.214	411.55	0.000
Error	84	2.289	0.027		
Total	86	24.717			

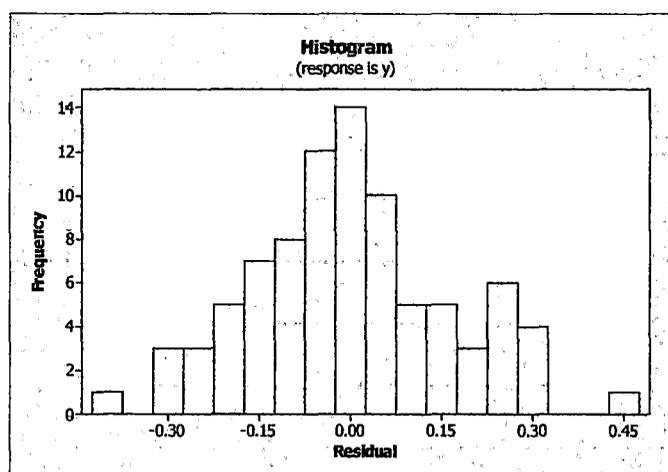


Figura 37. Histograma de los residuales del modelo en estación Mañazo

Ecuación A 9. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Lampa
 $ET_o = 1.59 + 3613418 TE + 985 TA$

CUADRO 46. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Lampa. Período 1964-2010

Predictor	Coefficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.58785	0.04856	32.70	0.000
TE	3613418	98389	36.73	0.000
TA	985.41	67.35	14.63	0.000

S=0.245725; $R^2=76.7\%$; Estadístico Durbin-Watson = 0.940388

CUADRO 47. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Lampa. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	104.240	52.120	863.19	0.000
Error	523	31.579	0.060		
Total	525	135.819			

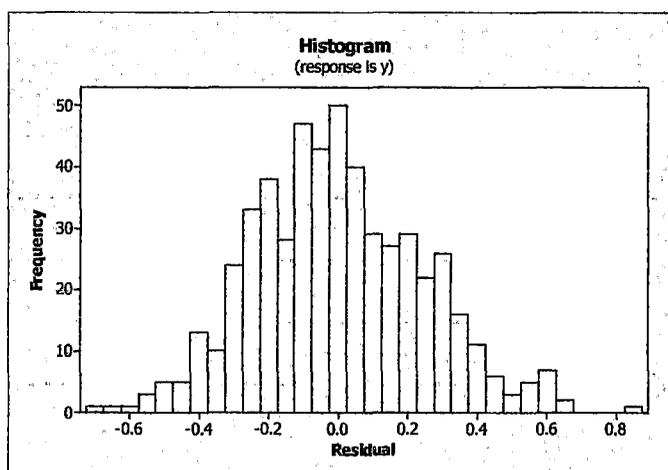


Figura 38. Histograma de los residuales del modelo en estación Lampa

Ecuación A 10. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Santa Lucía

$$ET_o = 1.09 + 4098928 TE + 2270 TA$$

CUADRO 48. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Santa Lucía. Período 1964-2010

Predictor	Coficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.0941	0.1455	7.52	0.000
TE	4098928	252408	16.24	0.000
TA	2270.4	334.2	6.79	0.000

S= 0.278490; R²=79.4%; Estadístico Durbin-Watson = 0.855006

CUADRO 49. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Santa Lucía. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	30.151	15.075	194.38	0.000
Error	101	7.833	0.078		
Total	103	37.984			

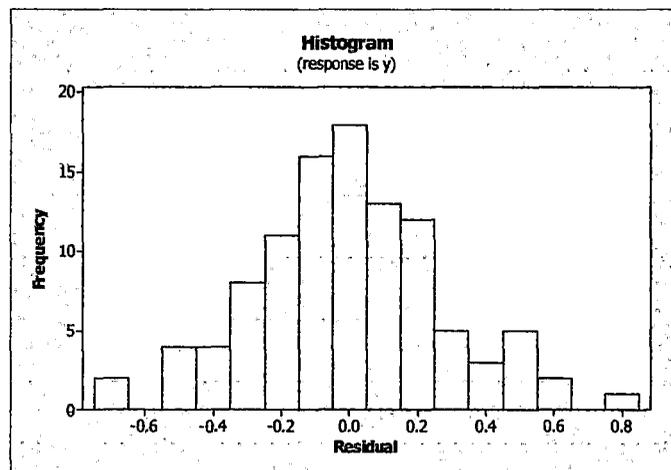


Figura 39. Histograma de los residuales del modelo en estación Santa Lucía

Ecuación A 11. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Ayaviri
 $ET_o = 2.01 + 3188134 TE + 95.0 TA$

CUADRO 50. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Ayaviri. Período 1964-2010

Predictor	Coefficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	2.01138	0.04625	43.49	0.000
TE	3188134	98411	32.40	0.000
TA	95.01	25.55	3.72	0.000

S=0.211355; $R^2=73.1\%$; Estadístico Durbin-Watson = 0.685189

CUADRO 51. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Ayaviri. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	46.978	23.489	525.83	0.000
Error	387	17.288	0.045		
Total	389	64.266			

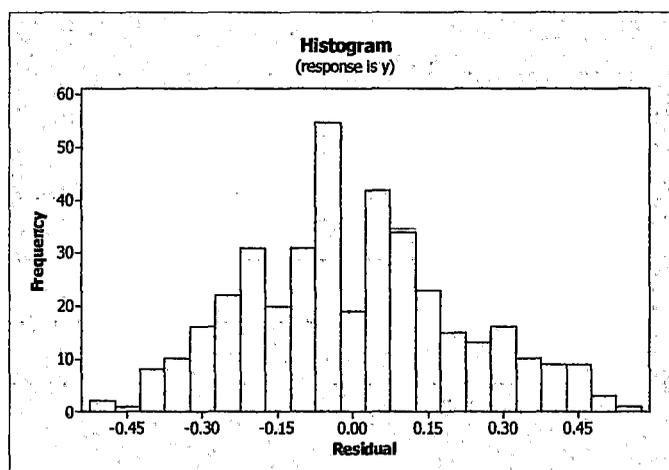


Figura 40. Histograma de los residuales del modelo en estación Ayaviri

Ecuación A 12. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica
Chuquibambilla

$$ET_o = 1.91 + 3130991 TE + 753 TA$$

CUADRO 52. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación
meteorológica Chuquibambilla. Período 1964-2010

Predictor	Coefficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.90708	0.03507	54.38	0.000
TE	3130991	77036	40.64	0.000
TA	752.55	66.32	11.35	0.000

S= 0.220473; R²=75.6%; Estadístico Durbin-Watson = 0.723960

CUADRO 53. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para
la estación meteorológica Chuquibambilla. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	100.593	50.297	1034.73	0.000
Error	668	32.470	0.049		
Total	670	133.064			

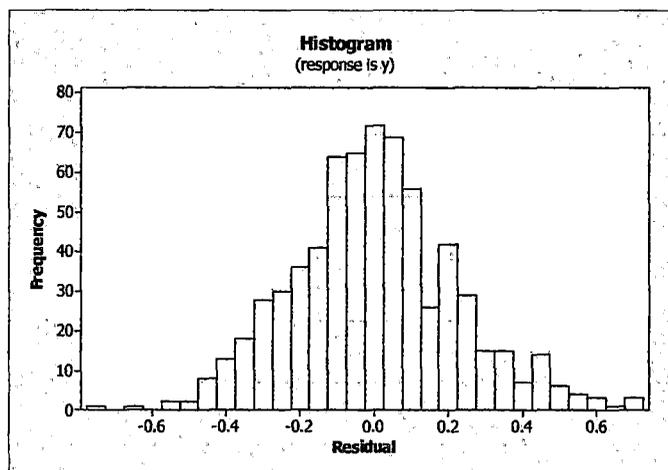


Figura 41. Histograma de los residuales del modelo en estación Chuquibambilla

Ecuación A 13. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Progreso
 $ET_o = 1.52 + 4359218 TE + 622 TA$

CUADRO 54. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Progreso. Período 1964-2010

Predictor	Coefficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.52320	0.04868	31.29	0.000
TE	4359218	95795	45.51	0.000
TA	622.37	37.35	16.66	0.000

S=0.218925; $R^2=80.8\%$; Estadístico Durbin-Watson = 0.855678

CUADRO 55. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Progreso. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	105.838	52.919	1104.14	0.000
Error	524	25.114	0.048		
Total	526	130.953			

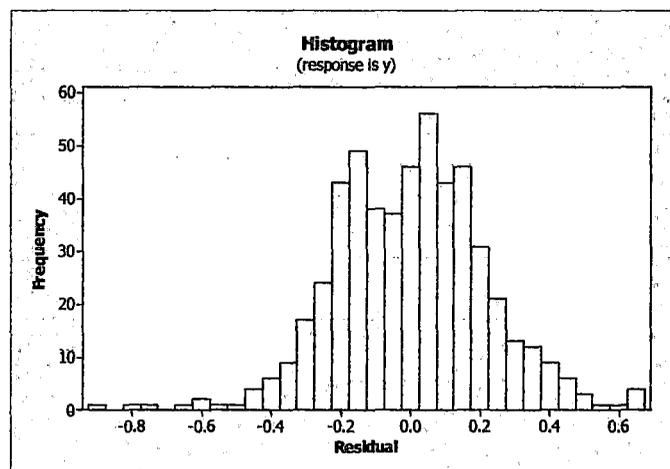


Figura 42. Histograma de los residuales del modelo en estación Progreso

Ecuación A 14. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Taraco
 $ET_o = 1.93 + 3355352 TE + 1027 TA$

CUADRO 56. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Taraco. Período 1964-2010

Predictor	Coefficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.92732	0.09163	21.03	0.000
TE	3355352	159449	21.04	0.000
TA	1027.3	125.9	8.16	0.000

S=0.263161; $R^2=74.1\%$; Estadístico Durbin-Watson = 0.960295

CUADRO 57. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Taraco. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	34.542	17.271	249.39	0.000
Error	174	12.050	0.069		
Total	176	46.592			

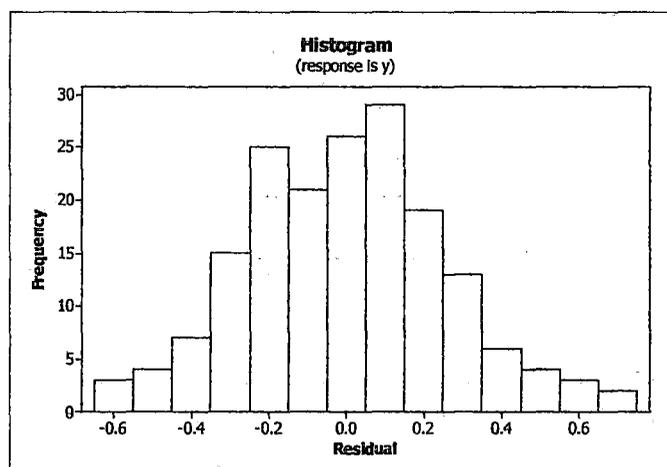


Figura 43. Histograma de los residuales del modelo en estación Taraco

Ecuación A 15. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Huancané

$$ET_o = 1.87 + 3584474 TE + 458 TA$$

CUADRO 58. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Huancané. Período 1964-2010

Predictor	Coefficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.87297	0.04113	45.54	0.000
TE	3584474	97947	36.60	0.000
TA	457.70	43.19	10.60	0.000

S=0.227128; R²=77.7%; Estadístico Durbin-Watson = 0.720362

CUADRO 59. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Huancané. Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	96.184	48.092	932.25	0.000
Error	536	27.651	0.052		
Total	538	123.835			

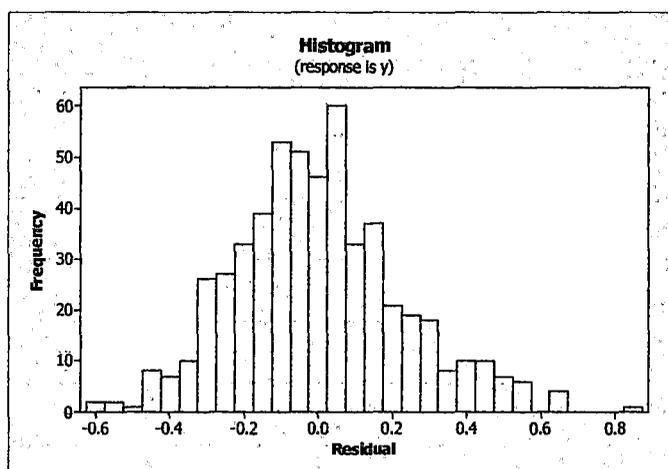


Figura 44. Histograma de los residuales del modelo en estación Huancané

Ecuación A 16. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Juliaca
 $ET_o = 1.62 + 3032048 TE + 2257 TA$

CUADRO 60. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Juliaca. Período 1964-2010

Predictor	Coefficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	1.62241	0.08854	18.32	0.000
TE	3032048	184158	16.46	0.000
TA	2257.2	310.5	7.27	0.000

S= 0.216193; $R^2=81.0\%$; Estadístico Durbin-Watson = 1.17411

CUADRO 61. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Juliaca Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	18.9566	9.4783	202.79	0.000
Error	95	4.4402	0.0467		
Total	97	23.3968			

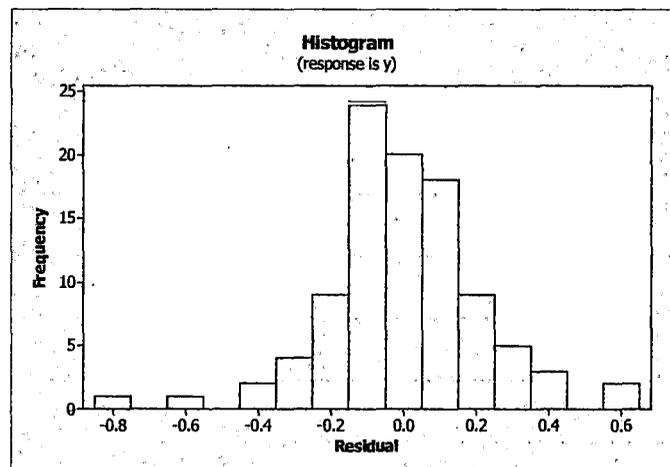


Figura 45. Histograma de los residuales del modelo en estación Juliaca

Ecuación A 17. Regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Putina
 $ETo = 2.76 + 301170 TE \mp 952 TA$

CUADRO 62. Resultados de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Putina Período 1964-2010

Predictor	Coficiente	Error estándar del coeficiente	t	Prob.
Constante	2.7605	0.1289	21.42	0.000
TE	301170	252919	1.19	0.238
TA	952.2	216.5	4.40	0.000

S= 0.238654; $R^2=22.1\%$; Estadístico Durbin-Watson = 1.04887

CUADRO 63. Resultados de análisis de variancia de regresión lineal múltiple para la estación meteorológica Putina Período 1964-2010

F. de V.	GL	SC	CM	Fc	Prob.
Regresión	2	1.16181	0.58090	10.20	0.000
Error	72	4.10083	0.05696		
Total	74	5.26264			

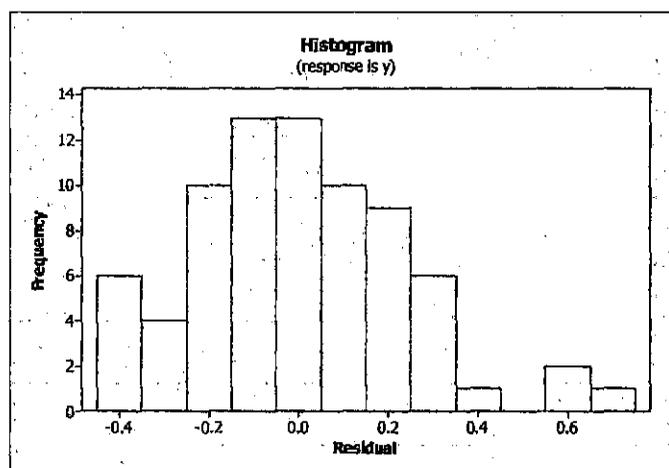


Figura 46. Histograma de los residuales del modelo en estación Putina

PRUEBAS AUMENTADAS DE RAÍZ UNITARIA DE DICKEY-FULLER

CUADRO 64. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Capachica Período 1964-2010

Null Hypothesis: E has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 12 (Automatic based on SIC, MAXLAG=16)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-2.783671	0.2045
Test critical values:	1% level		-3.988433	
	5% level		-3.424627	
	10% level		-3.135378	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(E)				
Method: Least Squares				
Date: 09/18/13 Time: 22:31				
Sample (adjusted): 14 318				
Included observations: 305 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
E(-1)	-0.210726	0.075701	-2.783671	0.0057
D(E(-1))	-0.248760	0.088991	-2.795325	0.0055
D(E(-2))	-0.182245	0.088560	-2.057866	0.0405
D(E(-3))	-0.262726	0.084965	-3.092157	0.0022
D(E(-4))	-0.359670	0.082585	-4.355135	0.0000
D(E(-5))	-0.273295	0.079057	-3.456942	0.0006
D(E(-6))	-0.255662	0.075126	-3.403107	0.0008
D(E(-7))	-0.338259	0.072393	-4.672503	0.0000
D(E(-8))	-0.410102	0.070678	-5.802376	0.0000
D(E(-9))	-0.252942	0.067851	-3.727928	0.0002
D(E(-10))	-0.325864	0.064679	-5.038164	0.0000
D(E(-11))	-0.124211	0.063419	-1.958567	0.0511
D(E(-12))	0.154168	0.060141	2.563420	0.0109
C	-0.072965	0.029454	-2.477226	0.0138

@TREND(1)	0.000467	0.000169	2.760592	0.0061
R-squared	0.406205	Mean dependent var		6.54E-05
Adjusted R-squared	0.377539	S.D. dependent var		0.190809
S.E. of regression	0.150541	Akaike info criterion		-0.901231
Sum squared resid	6.572164	Schwarz criterion		-0.718265
Log likelihood	152.4377	F-statistic		14.17029
Durbin-Watson stat	2.025344	Prob(F-statistic)		0.000000

CUADRO 65. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Juli Período 1964-2010

Null Hypothesis: Y has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=17)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-9.247991	0.0000
Test critical values:	1% level		-3.980936	
	5% level		-3.420985	
	10% level		-3.133226	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(Y)				
Method: Least Squares				
Date: 09/19/13 Time: 19:17				
Sample (adjusted): 2 405				
Included observations: 404 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Y(-1)	-0.352854	0.038155	-9.247991	0.0000
C	-0.026710	0.012008	-2.224238	0.0267
@TREND(1)	0.000132	5.19E-05	2.547740	0.0112
R-squared	0.175812	Mean dependent var		1.74E-05
Adjusted R-squared	0.171701	S.D. dependent var		0.128108
S.E. of regression	0.116592	Akaike info criterion		-1.452873
Sum squared resid	5.451075	Schwarz criterion		-1.423160

Log likelihood	296.4804	F-statistic	42.76963
Durbin-Watson stat	2.088669	Prob(F-statistic)	0.000000

CUADRO 66. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Los Uros Período 1964-2010

Null Hypothesis: Y has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 2 (Automatic based on SIC, MAXLAG=10)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-5.424780	0.0002
Test critical values:	1% level		-4.103198	
	5% level		-3.479367	
	10% level		-3.167404	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(Y)				
Method: Least Squares				
Date: 09/19/13 Time: 19:26				
Sample (adjusted): 4 69				
Included observations: 66 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Y(-1)	-0.450536	0.083051	-5.424780	0.0000
D(Y(-1))	0.399854	0.108909	3.671462	0.0005
D(Y(-2))	0.475060	0.119948	3.960561	0.0002
C	-0.096968	0.031993	-3.030929	0.0036
@TREND(1)	0.002946	0.000815	3.612210	0.0006
R-squared	0.393301	Mean dependent var		0.014348
Adjusted R-squared	0.353517	S.D. dependent var		0.129293
S.E. of regression	0.103957	Akaike info criterion		-1.616950
Sum squared resid	0.659227	Schwarz criterion		-1.451067
Log likelihood	58.35934	F-statistic		9.886008
Durbin-Watson stat	2.053559	Prob(F-statistic)		0.000003

CUADRO 67. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Puno Período 1964-2010

Null Hypothesis: Y has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 15 (Automatic based on SIC, MAXLAG=18)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-3.360368	0.0580
Test critical values:	1% level		-3.975734	
	5% level		-3.418453	
	10% level		-3.131728	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(Y)				
Method: Least Squares				
Date: 09/19/13 Time: 19:40				
Sample (adjusted): 17 538				
Included observations: 522 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Y(-1)	-0.206099	0.061332	-3.360368	0.0008
D(Y(-1))	-0.403802	0.070790	-5.704241	0.0000
D(Y(-2))	-0.317532	0.073052	-4.346685	0.0000
D(Y(-3))	-0.342832	0.074410	-4.607349	0.0000
D(Y(-4))	-0.297516	0.075961	-3.916689	0.0001
D(Y(-5))	-0.241467	0.076461	-3.158052	0.0017
D(Y(-6))	-0.236855	0.074853	-3.164271	0.0016
D(Y(-7))	-0.277285	0.071763	-3.863876	0.0001
D(Y(-8))	-0.363897	0.068474	-5.314365	0.0000
D(Y(-9))	-0.330519	0.067096	-4.926086	0.0000
D(Y(-10))	-0.234547	0.066084	-3.549229	0.0004
D(Y(-11))	-0.051134	0.063903	-0.800183	0.4240
D(Y(-12))	0.173904	0.059711	2.912411	0.0037
D(Y(-13))	0.281969	0.055232	5.105179	0.0000
D(Y(-14))	0.167297	0.051495	3.248804	0.0012
D(Y(-15))	0.151447	0.044332	3.416158	0.0007

C	-0.034695	0.015127	-2.293592	0.0222
@TREND(1)	0.000132	5.11E-05	2.578513	0.0102
R-squared	0.465291	Mean dependent var		-0.000224
Adjusted R-squared	0.447255	S.D. dependent var		0.166093
S.E. of regression	0.123485	Akaike info criterion		-1.311524
Sum squared resid	7.685238	Schwarz criterion		-1.164708
Log likelihood	360.3077	F-statistic		25.79813
Durbin-Watson stat	2.005068	Prob(F-statistic)		0.000000

CUADRO 68. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Arapa Período 1964-2010

Null Hypothesis: Y has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 11 (Automatic based on SIC, MAXLAG=18)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-2.710082	0.2329
Test critical values:	1% level		-3.976517	
	5% level		-3.418834	
	10% level		-3.131954	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(Y)				
Method: Least Squares				
Date: 09/19/13 Time: 19:50				
Sample (adjusted): 13 512				
Included observations: 500 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Y(-1)	-0.171845	0.063409	-2.710082	0.0070
D(Y(-1))	-0.344196	0.072327	-4.758888	0.0000
D(Y(-2))	-0.279373	0.070883	-3.941346	0.0001
D(Y(-3))	-0.367209	0.067245	-5.460767	0.0000
D(Y(-4))	-0.409086	0.064299	-6.362241	0.0000
D(Y(-5))	-0.375776	0.062443	-6.017901	0.0000

D(Y(-6))	-0.379370	0.059581	-6.367277	0.0000
D(Y(-7))	-0.357379	0.056798	-6.292108	0.0000
D(Y(-8))	-0.399586	0.052921	-7.550604	0.0000
D(Y(-9))	-0.397426	0.050361	-7.891561	0.0000
D(Y(-10))	-0.298200	0.049387	-6.037981	0.0000
D(Y(-11))	-0.137544	0.045233	-3.040781	0.0025
C	-0.023815	0.016842	-1.413982	0.1580
@TREND(1)	0.000107	5.90E-05	1.812218	0.0706
R-squared	0.323847	Mean dependent var		0.000334
Adjusted R-squared	0.305761	S.D. dependent var		0.177631
S.E. of regression	0.148004	Akaike info criterion		-0.955557
Sum squared resid	10.64589	Schwarz criterion		-0.837548
Log likelihood	252.8893	F-statistic		17.90558
Durbin-Watson stat	1.981852	Prob(F-statistic)		0.000000

CUADRO 69. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Cabanillas Período 1964-2010

Null Hypothesis: Y has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 11 (Automatic based on SIC, MAXLAG=18)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-1.794369	0.7063
Test critical values:	1% level		-3.976117	
	5% level		-3.418639	
	10% level		-3.131639	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(Y)				
Method: Least Squares				
Date: 09/19/13 Time: 20:04				
Sample (adjusted): 13 523				
Included observations: 511 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.

Y(-1)	-0.089574	0.049919	-1.794369	0.0734
D(Y(-1))	-0.386421	0.063433	-6.091765	0.0000
D(Y(-2))	-0.311516	0.061980	-5.026102	0.0000
D(Y(-3))	-0.410362	0.059473	-6.899958	0.0000
D(Y(-4))	-0.418606	0.056296	-7.435808	0.0000
D(Y(-5))	-0.408241	0.054931	-7.431887	0.0000
D(Y(-6))	-0.401568	0.053259	-7.539848	0.0000
D(Y(-7))	-0.381815	0.050784	-7.518403	0.0000
D(Y(-8))	-0.466798	0.048103	-9.704069	0.0000
D(Y(-9))	-0.370524	0.047418	-7.814064	0.0000
D(Y(-10))	-0.375998	0.046530	-8.080690	0.0000
D(Y(-11))	-0.126068	0.044386	-2.840249	0.0047
C	0.003901	0.013394	0.291259	0.7710
@TREND(1)	-1.86E-05	4.62E-05	-0.403343	0.6869
R-squared	0.347338	Mean dependent var		0.000390
Adjusted R-squared	0.330266	S.D. dependent var		0.151488
S.E. of regression	0.123974	Akaike info criterion		-1.310482
Sum squared resid	7.638612	Schwarz criterion		-1.194417
Log likelihood	348.8282	F-statistic		20.34589
Durbin-Watson stat	1.993694	Prob(F-statistic)		0.000000

CUADRO 70. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Ayaviri Período 1964-2010

Null Hypothesis: Y has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 10 (Automatic based on SIC, MAXLAG=16)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-3.296159	0.0684
Test critical values:	1% level		-3.982457	
	5% level		-3.421725	
	10% level		-3.133663	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				

Dependent Variable: D(Y)				
Method: Least Squares				
Date: 09/19/13 Time: 20:15				
Sample (adjusted): 12 390				
Included observations: 379 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Y(-1)	-0.260292	0.078968	-3.296159	0.0011
D(Y(-1))	-0.155537	0.084262	-1.845880	0.0657
D(Y(-2))	-0.078400	0.079370	-0.987780	0.3239
D(Y(-3))	-0.233942	0.072322	-3.234725	0.0013
D(Y(-4))	-0.293247	0.067695	-4.331913	0.0000
D(Y(-5))	-0.213976	0.065691	-3.257292	0.0012
D(Y(-6))	-0.171622	0.062301	-2.754744	0.0062
D(Y(-7))	-0.288388	0.054768	-5.265667	0.0000
D(Y(-8))	-0.395116	0.051214	-7.715042	0.0000
D(Y(-9))	-0.298332	0.052321	-5.701981	0.0000
D(Y(-10))	-0.234557	0.049880	-4.702415	0.0000
C	-0.024428	0.015853	-1.540926	0.1242
@TREND(1)	0.000121	7.02E-05	1.716651	0.0869
R-squared	0.378015	Mean dependent var		0.000296
Adjusted R-squared	0.357622	S.D. dependent var		0.171823
S.E. of regression	0.137713	Akaike info criterion		-1.093586
Sum squared resid	6.941180	Schwarz criterion		-0.958525
Log likelihood	220.2345	F-statistic		18.53652
Durbin-Watson stat	2.030499	Prob(F-statistic)		0.000000

CUADRO 71. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación Chuquibambilla Período 1964-2010

Null Hypothesis: Y has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 11 (Automatic based on SIC, MAXLAG=19)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-3.529642	0.0371

Test critical values:	1% level		-3.972040	
	5% level		-3.416652	
	10% level		-3.130662	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(Y)				
Method: Least Squares				
Date: 09/19/13 Time: 20:23				
Sample (adjusted): 13 671				
Included observations: 659 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Y(-1)	-0.218307	0.061850	-3.529642	0.0004
D(Y(-1))	-0.291744	0.067036	-4.352053	0.0000
D(Y(-2))	-0.223450	0.064802	-3.448218	0.0006
D(Y(-3))	-0.331893	0.061586	-5.389065	0.0000
D(Y(-4))	-0.387632	0.057023	-6.797844	0.0000
D(Y(-5))	-0.327025	0.054394	-6.012146	0.0000
D(Y(-6))	-0.330475	0.051641	-6.399469	0.0000
D(Y(-7))	-0.373290	0.048743	-7.658371	0.0000
D(Y(-8))	-0.452119	0.044942	-10.06011	0.0000
D(Y(-9))	-0.335854	0.043241	-7.766969	0.0000
D(Y(-10))	-0.306651	0.041542	-7.381720	0.0000
D(Y(-11))	-0.207876	0.038589	-5.386847	0.0000
C	0.023671	0.014033	1.686790	0.0921
@TREND(1)	-7.07E-05	3.71E-05	-1.905978	0.0571
R-squared	0.346302	Mean dependent var		-0.000449
Adjusted R-squared	0.333127	S.D. dependent var		0.187215
S.E. of regression	0.152884	Akaike info criterion		-0.897253
Sum squared resid	15.07600	Schwarz criterion		-0.801851
Log likelihood	309.6450	F-statistic		26.28415
Durbin-Watson stat	1.967140	Prob(F-statistic)		0.000000

**CUADRO 72. Resultado de la prueba Aumentada de Dickey-Fuller para Estación
Huancané Período 1964-2010**

Null Hypothesis: Y has a unit root				
Exogenous: Constant, Linear Trend				
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=18)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-10.76713	0.0000
Test critical values:	1% level		-3.975205	
	5% level		-3.418195	
	10% level		-3.131576	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(Y)				
Method: Least Squares				
Date: 09/19/13 Time: 20:36				
Sample (adjusted): 2 539				
Included observations: 538 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
Y(-1)	-0.360353	0.033468	-10.76713	0.0000
C	0.007434	0.015129	0.491370	0.6234
@TREND(1)	-2.58E-05	4.87E-05	-0.529729	0.5965
R-squared	0.178154	Mean dependent var		0.000789
Adjusted R-squared	0.175082	S.D. dependent var		0.192592
S.E. of regression	0.174922	Akaike info criterion		-0.643397
Sum squared resid	16.36970	Schwarz criterion		-0.619487
Log likelihood	176.0739	F-statistic		57.98684
Durbin-Watson stat	2.075002	Prob(F-statistic)		0.000000

**RESULTADOS DE LA PRUEBA DE HETEROCEDASTICIDAD DE WHITE SIN
TERMINOS CRUZADOS**

**CUADRO 73. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Capachica
Período 1964-2010**

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	9.082904	Probability		0.000001
Obs*R-squared	33.07303	Probability		0.000001
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/25/13 Time: 21:48				
Sample: 1 318				
Included observations: 318				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.37478	0.112009	-3.345986	0.0009
X1	1481981	544601.4	2.721221	0.0069
X1^2	-1.58E+12	6.61E+11	-2.392628	0.0173
X2	401.5983	96.03978	4.181583	0
X2^2	-281462.6	64635.45	-4.354617	0
R-squared	0.104003	Mean dependent var		0.079008
Adjusted R-squared	0.092553	S.D. dependent var		0.093233
S.E. of regression	0.088814	Akaike info criterion		-1.988943
Sum squared resid	2.468929	Schwarz criterion		-1.929792
Log likelihood	321.242	F-statistic		9.082904
Durbin-Watson stat	1.265928	Prob(F-statistic)		0.000001

**CUADRO 74. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Juli Período
1964-2010**

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	5.266717	Probability		0.000383
Obs*R-squared	20.26301	Probability		0.000443
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/25/13 Time: 22:11				
Sample: 1 405				
Included observations: 405				

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.162048	0.047957	-3.379038	0.0008
X1	708184.7	224442.7	3.155304	0.0017
X1^2	-7.87E+11	2.69E+11	-2.929879	0.0036
X2	134.5319	54.52752	2.46723	0.014
X2^2	-107510.8	51688.49	-2.079976	0.0382
R-squared	0.050032	Mean dependent var		0.025151
Adjusted R-squared	0.040532	S.D. dependent var		0.041846
S.E. of regression	0.040989	Akaike info criterion		-3.538734
Sum squared resid	0.672055	Schwarz criterion		-3.489303
Log likelihood	721.5936	F-statistic		5.266717
Durbin-Watson stat	0.956437	Prob(F-statistic)		0.000383

CUADRO 75. Prueba de heterocedasticidad de White para estación llave Período 1964-2010

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	2.00842	Probability		0.114726
Obs*R-squared	7.467342	Probability		0.113158
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/25/13 Time: 22:16				
Sample: 1 40				
Included observations: 40				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.185621	0.116144	-1.59819	0.119
X1	186375.2	370062.9	0.503631	0.6177
X1^2	-1.37E+11	4.32E+11	-0.316902	0.7532
X2	545.9974	253.5137	2.153719	0.0382
X2^2	-443670.8	227370.7	-1.95131	0.0591
R-squared	0.186684	Mean dependent var		0.025334
Adjusted R-squared	0.093733	S.D. dependent var		0.028354
S.E. of regression	0.026993	Akaike info criterion		-4.270026
Sum squared resid	0.025501	Schwarz criterion		-4.058916
Log likelihood	90.40051	F-statistic		2.00842
Durbin-Watson stat	1.963044	Prob(F-statistic)		0.114726

**CUADRO 76. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Los Uros
Período 1964-2010**

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	2.230838	Probability		0.075442
Obs*R-squared	8.443268	Probability		0.076626
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/25/13 Time: 22:20				
Sample: 1 69				
Included observations: 69				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.459174	0.221916	-2.069137	0.0426
X1	2013391	1111430	1.811532	0.0748
X1^2	-2.14E+12	1.20E+12	-1.781993	0.0795
X2	150.759	433.5161	0.347759	0.7292
X2^2	-58103.59	383989.8	-0.151315	0.8802
R-squared	0.122366	Mean dependent var		0.05067
Adjusted R-squared	0.067514	S.D. dependent var		0.080459
S.E. of regression	0.077696	Akaike info criterion		-2.202328
Sum squared resid	0.386345	Schwarz criterion		-2.040436
Log likelihood	80.9803	F-statistic		2.230838
Durbin-Watson stat	0.575768	Prob(F-statistic)		0.075442

**CUADRO 77. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Puno Período
1964-2010**

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	24.00868	Probability		0
Obs*R-squared	82.13644	Probability		0
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/25/13 Time: 22:24				
Sample: 1 538				
Included observations: 538				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.331125	0.056897	-5.819731	0
X1	1233053	259192.5	4.757286	0
X1^2	-1.18E+12	2.94E+11	-4.000102	0.0001

X2	297.9373	62.58406	4.760594	0
X2^2	-247171.6	46115.11	-5.359882	0
R-squared	0.15267	Mean dependent var		0.048419
Adjusted R-squared	0.146311	S.D. dependent var		0.067493
S.E. of regression	0.06236	Akaike info criterion		-2.702533
Sum squared resid	2.072719	Schwarz criterion		-2.662683
Log likelihood	731.9814	F-statistic		24.00868
Durbin-Watson stat	1.200568	Prob(F-statistic)		0

CUADRO 78. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Arapa Período 1964-2010

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	4.844502	Probability		0.000767
Obs*R-squared	18.8487	Probability		0.000842
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/25/13 Time: 22:29				
Sample: 1 512				
Included observations: 512				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.200076	0.064015	-3.125477	0.0019
X1	979243.6	289337.7	3.384432	0.0008
X1^2	-1.04E+12	3.27E+11	-3.186522	0.0015
X2	78.82444	44.08103	1.788171	0.0743
X2^2	-43783.52	30119.19	-1.453675	0.1467
R-squared	0.036814	Mean dependent var		0.047638
Adjusted R-squared	0.029215	S.D. dependent var		0.061115
S.E. of regression	0.060215	Akaike info criterion		-2.772057
Sum squared resid	1.838333	Schwarz criterion		-2.730667
Log likelihood	714.6466	F-statistic		4.844502
Durbin-Watson stat	1.400536	Prob(F-statistic)		0.000767

**CUADRO 79. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Cabanillas
Período 1964-2010**

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	9.126296	Probability		0
Obs*R-squared	34.43108	Probability		0.000001
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/25/13 Time: 22:34				
Sample: 1 523				
Included observations: 523				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.034149	0.06456	-0.528946	0.5971
X1	419579	293885	1.427698	0.154
X1^2	-3.43E+11	3.29E+11	-1.043946	0.297
X2	-163.8497	50.85628	-3.221819	0.0014
X2^2	134939	50481.09	2.673059	0.0078
R-squared	0.065834	Mean dependent var		0.043472
Adjusted R-squared	0.05862	S.D. dependent var		0.066445
S.E. of regression	0.064469	Akaike info criterion		-2.635765
Sum squared resid	2.152906	Schwarz criterion		-2.595043
Log likelihood	694.2526	F-statistic		9.126296
Durbin-Watson stat	0.999446	Prob(F-statistic)		0

**CUADRO 80. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Mañazo
Período 1964-2010**

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	3.138406	Probability		0.018736
Obs*R-squared	11.55075	Probability		0.021024
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/25/13 Time: 22:37				
Sample: 1 87				
Included observations: 87				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.12819	0.086315	-1.485142	0.1413
X1	774621.7	377254.2	2.053315	0.0432
X1^2	-9.07E+11	4.29E+11	-2.113081	0.0376

X2	-69.29032	131.041	-0.528768	0.5984
X2^2	171771.9	169044	1.016137	0.3126
R-squared	0.132767	Mean dependent var		0.026309
Adjusted R-squared	0.090463	S.D. dependent var		0.03552
S.E. of regression	0.033875	Akaike info criterion		-3.876507
Sum squared resid	0.094098	Schwarz criterion		-3.734788
Log likelihood	173.628	F-statistic		3.138406
Durbin-Watson stat	1.7821	Prob(F-statistic)		0.018736

CUADRO 81. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Lampa
Periodo 1964-2010

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	11.68833	Probability		0
Obs*R-squared	43.31503	Probability		0
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/25/13 Time: 22:41				
Sample: 1 526				
Included observations: 526				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.286197	0.07029	-4.071649	0.0001
X1	1448896	337666.4	4.290911	0
X1^2	-1.53E+12	4.04E+11	-3.782537	0.0002
X2	116.3163	98.58437	1.179866	0.2386
X2^2	-122310.3	111652.4	-1.095456	0.2738
R-squared	0.082348	Mean dependent var		0.060036
Adjusted R-squared	0.075303	S.D. dependent var		0.0847
S.E. of regression	0.081449	Akaike info criterion		-2.168221
Sum squared resid	3.456275	Schwarz criterion		-2.127677
Log likelihood	575.2422	F-statistic		11.68833
Durbin-Watson stat	1.571664	Prob(F-statistic)		0

**CUADRO 82. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Santa Lucía
Período 1964-2010**

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	2.297904	Probability		0.064241
Obs*R-squared	8.835511	Probability		0.065345
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/25/13 Time: 22:46				
Sample: 1 104				
Included observations: 104				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.487394	0.271114	-1.797745	0.0753
X1	2049590	992614.3	2.06484	0.0416
X1^2	-2.55E+12	1.28E+12	-1.997789	0.0485
X2	779.7242	1042.959	0.747608	0.4565
X2^2	-757818.9	1307544	-0.579575	0.5635
R-squared	0.084957	Mean dependent var		0.07532
Adjusted R-squared	0.047985	S.D. dependent var		0.111957
S.E. of regression	0.109238	Akaike info criterion		-1.543699
Sum squared resid	1.181353	Schwarz criterion		-1.416565
Log likelihood	85.27236	F-statistic		2.297904
Durbin-Watson stat	1.798297	Prob(F-statistic)		0.064241

**CUADRO 83. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Ayaviri
Período 1964-2010**

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	15.03093	Probability		0
Obs*R-squared	52.67805	Probability		0
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/27/13 Time: 20:37				
Sample: 1 390				
Included observations: 390				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.191688	0.046874	-4.089456	0.0001
X1	1013523	240670.3	4.211253	0
X1^2	-1.04E+12	2.95E+11	-3.526663	0.0005

X2	34.58599	24.96291	1.385495	0.1667
X2^2	-29026.63	16653.39	-1.742986	0.0821
R-squared	0.135072	Mean dependent var		0.044327
Adjusted R-squared	0.126086	S.D. dependent var		0.056894
S.E. of regression	0.053186	Akaike info criterion		-3.017305
Sum squared resid	1.08907	Schwarz criterion		-2.966457
Log likelihood	593.3744	F-statistic		15.03093
Durbin-Watson stat	1.394135	Prob(F-statistic)		0

CUADRO 84. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Chuquibambilla Período 1964-2010

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	24.0103	Probability		0
Obs*R-squared	84.56713	Probability		0
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/27/13 Time: 20:42				
Sample: 1 671				
Included observations: 671				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.030982	0.042331	-0.73191	0.4645
X1	535310.8	222605.1	2.404756	0.0165
X1^2	-4.29E+11	2.84E+11	-1.510005	0.1315
X2	-401.0889	92.70919	-4.326312	0
X2^2	560261.5	125938.7	4.448685	0
R-squared	0.126031	Mean dependent var		0.048391
Adjusted R-squared	0.120782	S.D. dependent var		0.073881
S.E. of regression	0.069275	Akaike info criterion		-2.494028
Sum squared resid	3.196196	Schwarz criterion		-2.46043
Log likelihood	841.7462	F-statistic		24.0103
Durbin-Watson stat	1.16253	Prob(F-statistic)		0

**CUADRO 85. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Progreso
Período 1964-2010**

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	5.838455	Probability		0.000133
Obs*R-squared	22.56785	Probability		0.000154
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/27/13 Time: 20:47				
Sample (adjusted): 1 527				
Included observations: 527 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.045187	0.084212	-0.536584	0.5918
X1	313059.2	399747.7	0.783142	0.4339
X1^2	-1.80E+11	4.65E+11	-0.386561	0.6992
X2	-49.23779	47.5889	-1.034649	0.3013
X2^2	49244.93	43494.89	1.1322	0.2581
R-squared	0.042823	Mean dependent var		0.047655
Adjusted R-squared	0.035489	S.D. dependent var		0.080935
S.E. of regression	0.079486	Akaike info criterion		-2.217033
Sum squared resid	3.297995	Schwarz criterion		-2.176548
Log likelihood	589.1883	F-statistic		5.838455
Durbin-Watson stat	1.315776	Prob(F-statistic)		0.000133

**CUADRO 86. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Taraco
Período 1964-2010**

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	2.957304	Probability		0.021428
Obs*R-squared	11.38976	Probability		0.022516
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/27/13 Time: 20:52				
Sample: 1 177				
Included observations: 177				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.329617	0.12038	-2.738125	0.0068
X1	1546621	529770.3	2.919418	0.004
X1^2	-1.75E+12	6.40E+11	-2.734159	0.0069

X2	379.7725	245.5342	1.54672	0.1238
X2^2	-384846.9	251182.1	-1.532143	0.1273
R-squared	0.064349	Mean dependent var		0.06808
Adjusted R-squared	0.04259	S.D. dependent var		0.09468
S.E. of regression	0.092544	Akaike info criterion		-1.89443
Sum squared resid	1.473065	Schwarz criterion		-1.804709
Log likelihood	172.6571	F-statistic		2.957304
Durbin-Watson stat	1.782417	Prob(F-statistic)		0.021428

CUADRO 87. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Huancané
Periodo 1964-2010

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	9.258823	Probability		0
Obs*R-squared	34.9576	Probability		0
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/27/13 Time: 20:59				
Sample: 1 539				
Included observations: 539				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	-0.152219	0.064335	-2.366031	0.0183
X1	824768.5	328294.8	2.51228	0.0123
X1^2	-7.84E+11	4.02E+11	-1.951361	0.0515
X2	38.55335	60.58719	0.636328	0.5248
X2^2	-50611.84	53286.63	-0.949804	0.3426
R-squared	0.064856	Mean dependent var		0.0513
Adjusted R-squared	0.057852	S.D. dependent var		0.078955
S.E. of regression	0.076637	Akaike info criterion		-2.290244
Sum squared resid	3.136292	Schwarz criterion		-2.250451
Log likelihood	622.2208	F-statistic		9.258823
Durbin-Watson stat	1.063816	Prob(F-statistic)		0

**CUADRO 88. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Juliaca
Período 1964-2010**

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	7.449895	Probability		0.00003
Obs*R-squared	23.78151	Probability		0.000088
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/27/13 Time: 21:07				
Sample: 1 98				
Included observations: 98				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.028566	0.121251	0.235596	0.8143
X1	518262.2	609044.2	0.850943	0.397
X1^2	-6.87E+11	7.11E+11	-0.965553	0.3368
X2	-1356.849	528.8542	-2.56564	0.0119
X2^2	4770193	1369977	3.481951	0.0008
R-squared	0.242668	Mean dependent var		0.045309
Adjusted R-squared	0.210095	S.D. dependent var		0.085455
S.E. of regression	0.075949	Akaike info criterion		-2.267829
Sum squared resid	0.536451	Schwarz criterion		-2.135943
Log likelihood	116.1236	F-statistic		7.449895
Durbin-Watson stat	1.595964	Prob(F-statistic)		0.00003

**CUADRO 89. Prueba de heterocedasticidad de White para estación Putina Período
1964-2010**

White Heteroskedasticity Test:				
F-statistic	2.306427	Probability		0.066621
Obs*R-squared	8.73363	Probability		0.068113
Test Equation:				
Dependent Variable: RESID^2				
Method: Least Squares				
Date: 11/27/13 Time: 21:13				
Sample: 1 75				
Included observations: 75				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.109866	0.209399	0.524674	0.6015
X1	403359.8	974246.7	0.414022	0.6801
X1^2	-6.53E+11	1.15E+12	-0.56924	0.571

X2	-690.5779	292.7525	-2.358914	0.0211
X2^2	973587.6	439453.1	2.215453	0.03
R-squared	0.116448	Mean dependent var		0.054678
Adjusted R-squared	0.06596	S.D. dependent var		0.082138
S.E. of regression	0.079383	Akaike info criterion		-2.16472
Sum squared resid	0.441118	Schwarz criterion		-2.010221
Log likelihood	86.17702	F-statistic		2.306427
Durbin-Watson stat	1.814019	Prob(F-statistic)		0.066621

RESULTADOS DE CORRECCION DE HETEROCEDASTICIDAD CON
ESTIMACION DE MINIMOS CUADRADOS PONDERADOS

CUADRO 90. Corrección de heterocedasticidad para la estación Capachica
Período 1964-2010

Dependent Variable: Y/X2				
Method: Least Squares				
Date: 11/28/13 Time: 22:39				
Sample: 1 318				
Included observations: 318				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
1/X2	1.952139	0.066929	29.16735	0
X1/X2	3010788	140994.9	21.35388	0
X2/X2	281.5901	67.09516	4.196877	0
R-squared	0.965466	Mean dependent var		5948.727
Adjusted R-squared	0.965246	S.D. dependent var		2589.007
S.E. of regression	482.6517	Akaike info criterion		15.20586
Sum squared resid	73380099	Schwarz criterion		15.24135
Log likelihood	-2414.731	Durbin-Watson stat		0.46024

CUADRO 91. Corrección de heterocedasticidad para la estación Juli Período
1964-2010

Dependent Variable: Y/X1				
Method: Least Squares				
Date: 11/28/13 Time: 22:44				
Sample: 1 405				
Included observations: 405				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
1/X1	1.398588	0.037055	37.74402	0
X1/X1	4089735	74884.99	54.61356	0
X2/X1	488.4813	45.17998	10.8119	0
R-squared	0.89301	Mean dependent var		8164388
Adjusted R-squared	0.892478	S.D. dependent var		1172768
S.E. of regression	384557.1	Akaike info criterion		28.56495
Sum squared resid	5.94E+13	Schwarz criterion		28.59461
Log likelihood	-5781.403	Durbin-Watson stat		0.638686

CUADRO 92. Corrección de heterocedasticidad para la estación Puno Período 1964-2010

Dependent Variable: Y/X2				
Method: Least Squares				
Date: 11/28/13 Time: 22:54				
Sample: 1 538				
Included observations: 538				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
1/X2	2.024332	0.042157	48.01918	0
X1/X2	4014772	79186.34	50.7003	0
X2/X2	142.0177	45.30775	3.134512	0.0018
R-squared	0.983175	Mean dependent var		7178.375
Adjusted R-squared	0.983112	S.D. dependent var		3199.178
S.E. of regression	415.7498	Akaike info criterion		14.9036
Sum squared resid	92473608	Schwarz criterion		14.92751
Log likelihood	-4006.07	Durbin-Watson stat		0.635624

CUADRO 93. Corrección de heterocedasticidad para la estación Arapa Período 1964-2010

Dependent Variable: Y/X1				
Method: Least Squares				
Date: 11/28/13 Time: 23:01				
Sample: 1 512				
Included observations: 512				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
1/X1	1.500884	0.042077	35.66963	0
X1/X1	3825303	88887.27	43.03544	0
X2/X1	256.1723	36.16366	7.083695	0
R-squared	0.800417	Mean dependent var		7699196
Adjusted R-squared	0.799633	S.D. dependent var		1119888
S.E. of regression	501288.1	Akaike info criterion		29.09359
Sum squared resid	1.28E+14	Schwarz criterion		29.11843
Log likelihood	-7444.96	Durbin-Watson stat		0.655259

**CUADRO 94. Corrección de heterocedasticidad para la estación Cabanillas
Período 1964-2010**

Dependent Variable: Y/X2				
Method: Least Squares				
Date: 11/28/13 Time: 23:06				
Sample: 1 523				
Included observations: 523				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
1/X2	1.590789	0.053437	29.76935	0
X1/X2	3714084	110315.1	33.66797	0
X2/X2	426.4659	76.70187	5.560046	0
R-squared	0.985322	Mean dependent var		11483.15
Adjusted R-squared	0.985265	S.D. dependent var		9053.417
S.E. of regression	1098.967	Akaike info criterion		16.84785
Sum squared resid	6.28E+08	Schwarz criterion		16.87228
Log likelihood	-4402.713	Durbin-Watson stat		0.844879

**CUADRO 95. Corrección de heterocedasticidad para la estación Mañazo Período
1964-2010**

Dependent Variable: Y/X1				
Method: Least Squares				
Date: 11/29/13 Time: 21:09				
Sample: 1 87				
Included observations: 87				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
1/X1	1.229288	0.078378	15.68417	0
X1/X1	4436413	158890.6	27.92118	0
X2/X1	984.8377	130.9507	7.520674	0
R-squared	0.88364	Mean dependent var		8170609
Adjusted R-squared	0.88087	S.D. dependent var		1126625
S.E. of regression	388857.9	Akaike info criterion		28.61369
Sum squared resid	1.27E+13	Schwarz criterion		28.69872
Log likelihood	-1241.695	Durbin-Watson stat		1.300145

CUADRO 96. Corrección de heterocedasticidad para la estación Lampa Período 1964-2010

Dependent Variable: Y/X1				
Method: Least Squares				
Date: 11/29/13 Time: 21:17				
Sample: 1 526				
Included observations: 526				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
1/X1	1.611362	0.03817	42.21521	0
X1/X1	3785022	88995.65	42.53042	0
X2/X1	751.0655	61.85305	12.14274	0
R-squared	0.857443	Mean dependent var		8582610
Adjusted R-squared	0.856898	S.D. dependent var		1481180
S.E. of regression	560312.6	Akaike info criterion		29.31606
Sum squared resid	1.64E+14	Schwarz criterion		29.34039
Log likelihood	-7707.125	Durbin-Watson stat		0.949066

CUADRO 97. Corrección de heterocedasticidad para la estación Ayaviri Período 1964-2010

Dependent Variable: Y/X1				
Method: Least Squares				
Date: 11/29/13 Time: 21:31				
Sample: 1 390				
Included observations: 390				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
1/X1	2.004377	0.03428	58.47051	0
X1/X1	3247859	82910.59	39.17303	0
X2/X1	62.38342	22.43848	2.780198	0.0057
R-squared	0.917249	Mean dependent var		8413562
Adjusted R-squared	0.916821	S.D. dependent var		1645165
S.E. of regression	474476.8	Akaike info criterion		28.98548
Sum squared resid	8.71E+13	Schwarz criterion		29.01598
Log likelihood	-5649.168	Durbin-Watson stat		0.69648

**CUADRO 98. Corrección de heterocedasticidad para la estación Chuquibambilla
Período 1964-2010**

Dependent Variable: Y/X2				
Method: Least Squares				
Date: 11/29/13 Time: 21:36				
Sample: 1 671				
Included observations: 671				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
1/X2	2.093423	0.038061	55.0012	0
X1/X2	3520995	77552.44	45.40147	0
X2/X2	-449.3106	71.4743	-6.286324	0
R-squared	0.989436	Mean dependent var		12751.2
Adjusted R-squared	0.989405	S.D. dependent var		10345.71
S.E. of regression	1064.915	Akaike info criterion		16.78364
Sum squared resid	7.58E+08	Schwarz criterion		16.8038
Log likelihood	-5627.911	Durbin-Watson stat		0.653572

**CUADRO 99. Corrección de heterocedasticidad para la estación Progreso Período
1964-2010**

Dependent Variable: Y/X2				
Method: Least Squares				
Date: 11/29/13 Time: 21:46				
Sample: 1 527				
Included observations: 527				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
1/X2	1.823788	0.049282	37.00682	0
X1/X2	3565729	102886.2	34.65701	0
X2/X2	798.7257	64.39566	12.40341	0
R-squared	0.994253	Mean dependent var		13213.97
Adjusted R-squared	0.994231	S.D. dependent var		14692.11
S.E. of regression	1115.883	Akaike info criterion		16.87836
Sum squared resid	6.52E+08	Schwarz criterion		16.90265
Log likelihood	-4444.447	Durbin-Watson stat		1.069959

CUADRO 100. Corrección de heterocedasticidad para la estación Taraco Período 1964-2010

Dependent Variable: Y/X1				
Method: Least Squares				
Date: 11/29/13 Time: 21:55				
Sample: 1 177				
Included observations: 177				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
1/X1	1.992047	0.07721	25.8005	0
X1/X1	3585710	149731.2	23.94765	0
X2/X1	671.5984	124.4166	5.397981	0
R-squared	0.910819	Mean dependent var		9523468
Adjusted R-squared	0.909794	S.D. dependent var		2135349
S.E. of regression	641337.3	Akaike info criterion		29.5973
Sum squared resid	7.16E+13	Schwarz criterion		29.65114
Log likelihood	-2616.361	Durbin-Watson stat		0.948698

CUADRO 101. Corrección de heterocedasticidad para la estación Huancané Período 1964-2010

Dependent Variable: Y/X1				
Method: Least Squares				
Date: 11/29/13 Time: 22:05				
Sample: 1 539				
Included observations: 539				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
1/X1	1.859258	0.032466	57.26773	0
X1/X1	3690531	89907.86	41.04793	0
X2/X1	394.7095	42.22052	9.34876	0
R-squared	0.875563	Mean dependent var		8906119
Adjusted R-squared	0.875099	S.D. dependent var		1511807
S.E. of regression	534293.2	Akaike info criterion		29.22083
Sum squared resid	1.53E+14	Schwarz criterion		29.2447
Log likelihood	-7872.013	Durbin-Watson stat		0.703201

CUADRO 102. Corrección de heterocedasticidad para la estación Juliaca Período 1964-2010

Dependent Variable: Y/X2				
Method: Least Squares				
Date: 11/29/13 Time: 22:13				
Sample: 1 98				
Included observations: 98				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
1/X2	1.773885	0.062494	28.38509	0
X1/X2	2649354	135320.6	19.57834	0
X2/X2	2344.535	315.888	7.422044	0
R-squared	0.982531	Mean dependent var		23289.99
Adjusted R-squared	0.982163	S.D. dependent var		9811.979
S.E. of regression	1310.45	Akaike info criterion		17.22426
Sum squared resid	1.63E+08	Schwarz criterion		17.3034
Log likelihood	-840.9889	Durbin-Watson stat		1.256271

**DATOS METEOROLÓGICOS COMPLETOS DE ESTACIONES
METEOROLÓGICAS**

CUADRO 103. Temperatura media de las mínimas (°C) datos del periodo 1964-1996 de la Estación Meteorológica de Puno

AÑOS	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
1964	4.8	5.3	4.8	4.2	1.6	-1.2	-2.7	2.4	1.3	1.6	2.3	3.9
1965	4.4	4.7	4.3	3.7	1.5	-1.3	-0.8	0	2.4	3.4	4.5	5.2
1966	5.7	5.8	5	2.8	1.2	-0.6	-1.8	0.9	2.4	4.8	4.6	5.4
1967	5.3	5.7	5.1	3.2	1.9	-0.6	-0.6	0.7	2.8	3.6	3.7	3.7
1968	4.6	5.2	4.3	2.2	1.2	-0.6	-1.4	0.1	1.7	4	4.6	4.4
1969	4.6	5.6	5.2	3.9	1.1	-0.9	-1.6	-1.5	1.8	3.3	4.2	5.1
1970	5.4	4.8	3.9	3.6	0.9	0	-1.1	-0.1	1.8	3.1	3.8	4.6
1971	5	4.2	4.7	2.7	-0.6	-0.8	-2.3	-0.4	1	1.2	2.8	4.2
1972	4.1	4	4.7	3.1	0	-2.3	-1	-0.3	2	3.3	5.2	5
1973	6.3	6	5.7	4.5	1.8	-1.3	-1.5	0.5	2.6	4.5	4.9	4.8
1974	5	5.2	4.6	3.7	0.4	-0.6	0	0.3	2.1	3.2	3.7	4.6
1975	4.6	5.5	5.4	3.6	1.8	-0.6	-2.2	0.1	2.7	2.5	3.3	4.9
1976	4.8	5.1	4.8	2.7	0.4	-1	-0.4	-0.2	1.9	2.2	2.8	0.9
1977	5.5	5.5	5.2	2.9	0.5	-2.1	-0.2	-0.4	2.5	3.5	5.2	5.2
1978	5.2	5.6	4.4	3.8	0.6	0.1	-1.8	0.6	1.2	3.1	4.3	5.5
1979	5.3	5.7	5.8	3	0.3	0.4	-1	-0.4	2.1	4	5.2	5.4
1980	5.6	5.4	5.4	3.1	0.1	-0.7	0.3	0.5	2.2	4.5	4.3	4
1981	6	5.1	4.7	2.6	0.2	-2.7	-1.9	-0.1	0.7	3.4	5.3	5.9
1982	5.4	5.4	5.4	2.7	-1.2	-1.9	-1.9	-0.6	1.6	3.7	5.1	4.8
1983	6.1	5.8	5.6	4.8	1.1	-0.6	-0.7	0.4	1.7	2.2	2.7	4.8
1984	4.7	4.7	5.3	3.1	1.3	0.2	-1.6	-0.6	0.1	4.6	4.7	4.9
1985	5.2	5.2	5.3	4.4	2.2	0.4	-1.7	0.2	2.2	2.3	3.8	4.7
1986	5	4.9	5	4.1	-0.4	-1.2	-2.4	0.1	1.6	2.1	3.7	5.3
1987	5.8	4.4	4	3.1	1.2	-0.8	-1.2	0	1.9	3.1	5.6	5.4
1988	6	5	5.5	4.2	1.6	-1.7	-1.3	0	2.5	3	4.4	5
1989	5	5	4.9	3.5	1.1	0	-1.6	0.5	1.9	3.9	3.3	4.8
1990	5.3	4	3.9	2.9	1.2	-0.3	-1.4	-0.3	0.8	4.2	4.6	5.9
1991	5.4	5.5	5.2	3.5	0.1	-2	-2	-0.9	1.4	3.2	3.5	4.2
1992	4.9	4.5	3.7	2.5	0.6	-0.4	-1.7	-0.9	1	2.5	3.1	4.7
1993	5	4.2	5	4.1	1.3	-2	-1.1	-0.3	1.3	3.6	5	6
1994	5.7	5.3	4.4	4.1	0.8	-1.6	-1.8	-0.6	2	2.7	4.6	5.1
1995	5.5	5	5	3.1	0.3	-1.7	-1.4	0	2.3	3.3	4.5	3.9
1996	4.6	5.2	4.6	3.8	0.8	-1.5	-1.3	-1.3	1.5	3.6	3.4	4.7

CUADRO 104. Temperatura media de las máximas (°C) datos del periodo 1964-1996 de la Estación Meteorológica de Puno

AÑOS	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
1964	14.1	15.1	15	14.7	14	13.2	13.2	13.8	13.4	14.6	14.5	14.6
1965	13.9	14.1	13.6	14	14.6	12.4	13.5	13.6	14.3	16.4	15.8	15.1
1966	16.2	15.4	15.1	14.9	13.2	13.2	13.3	15	15.9	15.9	15.6	15.8
1967	16.5	14.2	13.7	14.2	13.8	14	12.8	13.3	13.8	14.8	16.6	13.6
1968	14.1	13.9	12.9	13.6	12.5	12.8	12.3	13.6	14.6	15.9	14.5	15.7
1969	14.1	14.8	15.1	15.8	14.8	13.9	13.3	14.1	15.1	17	17.5	16.2
1970	14.8	14.3	13.7	14.1	14.1	14.2	13.4	15	15.2	16.7	17.5	15.1
1971	15	12.9	14.4	14.2	13.4	13.7	12.9	14	15.3	15.4	15.4	15
1972	13.1	13.5	13.7	14.6	13.9	13.2	14.3	14.7	14.8	16.4	17.3	15.8
1973	15.1	15.3	14.9	14.4	14.2	13.6	12.9	14.3	13.9	16.3	16.5	15.7
1974	13.7	13.4	14.2	13.5	13.8	13.4	13.2	11.5	13.6	15.2	16.2	15
1975	13.5	13.6	13.6	14.5	13	12.7	11.8	13.8	14.1	13.8	15.7	13.8
1976	13	13.5	13.9	13.5	12.9	12.4	12.6	13.2	13.2	15.5	15.6	15.4
1977	15.8	14.2	13.8	14.8	13	12.3	13.3	14.5	13.8	14.9	15.5	15.1
1978	14.5	15.3	14.3	14.1	13.9	13.2	12.3	14	14.3	15.4	14.8	14.8
1979	13.7	15.3	14.3	14.1	13.7	14	12.8	13.6	15.9	15.2	16.4	15.2
1980	15.9	15.3	14	15	14.3	13.8	12.9	14.3	14.4	14.9	16.6	15.5
1981	14.8	13.9	14.1	13.7	13.4	12.8	13	12.6	13.2	14.7	15.8	15.5
1982	14	15.2	14.5	13.5	13.5	12.4	12.5	13.5	13.4	14.6	15.5	16.1
1983	17.3	16.2	17.3	16.1	15.6	14.8	15.5	14.2	15.3	15.1	17.1	15.8
1984	13.7	13.5	13.9	14.4	14	13.2	12.3	13.3	14.3	14.6	14.6	15
1985	14	13.2	14.1	13.6	13.4	12.1	12.3	13.8	13.9	15.1	13.3	13.4
1986	14.2	13.4	13.4	13.4	12.6	12.3	11.1	12.5	13.1	14.7	15.5	14.6
1987	14.2	15.1	14.7	14.8	14.8	13.1	12.7	14.3	15.7	15.8	16	17.3
1988	15.1	15.9	14.5	14.3	14.1	12.9	13.1	14.6	15.6	15.7	16.2	15.3
1989	14.2	13.8	13.7	13.6	13.4	12.9	12.1	13.6	15.5	16	15.8	16.7
1990	14.7	15.3	15.2	15	14.8	11.9	13.1	13.5	14.8	15.1	15.1	15
1991	14.9	15.4	14.7	14.5	14.1	12.8	13.1	14.3	14.3	15.8	15.6	16.1
1992	14.7	15.1	15.9	16.5	15.8	13.3	13.3	13	15.9	15.8	16.2	16.3
1993	14.3	14.8	14	15	14.7	13.8	15.5	15.2	16.7	16.5	16.6	17.2
1994	16.1	15.4	15	14.8	14.6	13.8	14.7	15.4	16.2	17.2	17.2	16.6
1995	16.6	16.5	14.9	16.7	15.8	14.7	15.5	17	16.8	18.5	17.7	15.9
1996	16	14.9	15.8	15.5	15.4	14.4	14.9	15.8	17.3	18.4	15.9	16.2

CUADRO 105. Humedad relativa media (%) datos del periodo 1964-1996 de la Estación Meteorológica de Puno

AÑOS	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
1964	57	53	55	57	52	45	54	69	55	48	44	37
1965	43	63	56	53	37	38	37	46	39	43	46	45
1966	47	67	62	50	42	43	43	36	41	46	44	48
1967	53	55	76	57	57	43	49	51	57	50	41	59
1968	63	66	67	52	51	50	40	48	48	50	66	62
1969	73	70	66	50	40	37	37	39	44	42	42	47
1970	63	62	65	61	45	36	38	33	42	41	37	61
1971	64	71	61	54	39	34	38	43	36	36	38	55
1972	69	63	65	50	40	34	40	33	48	41	48	53
1973	68	64	66	58	43	36	41	42	54	47	45	52
1974	68	71	59	58	40	40	41	51	47	44	41	52
1975	63	72	66	52	53	45	40	41	50	47	41	66
1976	68	63	63	50	47	40	43	43	51	31	34	56
1977	54	69	72	54	45	41	46	36	48	46	55	54
1978	67	59	60	57	42	42	39	44	43	43	56	61
1979	66	60	63	53	43	45	44	43	41	51	47	56
1980	51	53	65	45	39	41	45	42	47	50	41	45
1981	61	66	59	61	43	29	31	37	37	40	40	48
1982	62	53	57	50	32	32	36	37	41	46	51	43
1983	47	49	45	47	37	31	32	46	42	42	36	48
1984	64	65	62	49	42	39	35	32	27	50	52	49
1985	52	63	56	55	48	41	31	35	44	38	51	57
1986	59	65	65	62	39	33	36	37	42	37	46	55
1987	64	54	58	51	39	41	42	41	42	48	47	46
1988	66	58	61	56	48	38	40	41	42	42	40	52
1989	59	58	58	54	44	41	39	39	37	40	38	38
1990	59	50	50	51	41	44	33	40	36	51	56	54
1991	57	56	60	52	37	35	36	42	40	40	39	41
1992	58	50	43	40	30	40	36	40	32	39	37	45
1993	57	48	56	54	43	35	38	43	25	48	51	54
1994	56	59	60	60	49	38	36	39	43	37	48	48
1995	53	69	56	42	39	38	38	36	44	37	44	47
1996	56	58	54	54	43	31	29	36	27	35	45	54

CUADRO 106. Velocidad media del viento (m/s) datos del periodo 1964-1996 de la Estación Meteorológica de Puno

AÑOS	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
1964	3.6	3.4	3.3	3.0	2.8	3.0	3.0	3.4	3.6	3.9	3.9	3.7
1965	3.8	3.3	3.2	2.8	3	2.4	3.1	3	4	3.4	3.5	3.8
1966	4	3.7	3.2	2.9	2.3	3.1	2.4	3.2	3.7	3.7	3.8	3.5
1967	3.9	3.4	3.4	2.8	2.5	3	2.8	3.1	3.4	3.4	3.6	3.1
1968	3.2	2.8	3.6	2.6	2.5	2.6	2.4	3	3.2	3.8	3.2	3.2
1969	3.4	2.8	3.1	2.4	2.1	2.7	2.5	2.6	2.8	3.3	3.2	3.4
1970	3.1	2.8	2.7	2.9	2.6	2.1	2.4	2.5	2.7	2.9	3.4	3
1971	2.5	2.6	2.5	1.9	2.1	2.8	2.7	3	3.1	3.5	3.8	3.5
1972	3.2	3.4	3.1	3	2.6	2.5	2.9	3.4	3.4	3.4	3.4	3.3
1973	3.2	3.4	2.9	3.2	2.8	2.7	3.1	3.2	3.1	3.7	3.5	3.6
1974	3.2	3.6	3.6	3.7	2.9	3.5	2.8	3.6	3.6	3.8	3.8	4.2
1975	3.4	3.6	3.6	3.2	3	3.4	3.2	3.6	3.7	3.6	4.3	4.2
1976	3.7	3.5	3.6	3.4	3.2	3.1	3.4	4	3.9	3.8	4.5	3.8
1977	3.8	3.4	3.4	3.5	3.3	2.6	3.4	3.7	3.4	3.8	4.4	3.5
1978	4.2	3.7	3.6	3.8	2.8	3.5	3.1	4	4.1	5	4.3	4
1979	3.7	4	3.5	3.4	2.6	3.1	3.3	3.1	4	4.1	4.3	4.2
1980	4	3.6	3.4	3.6	3.5	3.1	3.6	4	4.2	4.4	4.6	4.3
1981	3.2	3.2	3.2	2.9	2.5	3	3	3.6	3.7	3.7	4	3.6
1982	3.5	4.1	3.8	3.2	3.3	3.5	2.9	3.1	3	3.9	3.8	4
1983	4.5	3.8	3.3	2.7	3	3.5	3.4	3.4	4.4	4.1	4.6	4.1
1984	3.3	3.3	3.1	2.9	2.7	3.9	2.4	3.6	3.5	3.9	3.6	3.7
1985	3.5	3.4	3.4	3.6	3.2	3	3.7	3.2	3.6	3.9	4	3.9
1986	4.2	3.7	3	3	3.1	2.4	3.1	3.2	3.4	3.7	4	4.1
1987	3.4	2.2	3	3.3	3.3	2.7	2.1	2.9	3.4	3.2	3.5	3.5
1988	3.3	3.4	2.9	2.6	2.7	2.2	2.5	2.4	3.4	3.1	3.4	3.5
1989	3.4	3.4	3	2.6	2.2	2.3	2.6	2.8	3.2	3.3	3.7	3.4
1990	3.3	3.6	3.3	2.8	2.7	2.3	2.6	2.9	2.6	3.1	3	3.3
1991	3	3.3	3	2.6	2.2	2.4	2.1	2.6	2.9	3	2.9	3.4
1992	3.2	3.1	2.9	2.9	2.5	2.4	2.6	2.5	3	3	2.7	2.8
1993	2.8	2.8	2.6	2.2	2	1.6	1.9	1.8	2.1	2.4	2.5	2.3
1994	2.4	2.5	2.4	4.5	1.8	1.8	2	2.2	2.5	2.4	2.5	2.6
1995	2.5	2.4	2.6	1.9	1.8	2.2	2.2	2.5	2.8	2.7	3.7	3
1996	3.3	3.2	2.8	2.4	2.2	2.7	2.2	2.8	3	2.8	2.8	3.4

CUADRO 107. Horas de sol mensual (hrs) datos del periodo 1964-1996 de la Estación Meteorológica de Puno

AÑOS	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
1964	179.8	189.8	189.9	260.4	255.5	289	307.2	264.3	267.6	296.7	251.1	214.1
1965	174.8	179.8	190.3	253	259.2	305.8	285.5	312.2	268	314.8	271.9	217.9
1966	266.3	189.4	250	274.2	257.3	305	304.1	305.4	298.2	259.5	261.2	201.1
1967	231.8	152.8	185.7	268	254.1	276.8	272.1	266.4	250.2	275.3	301.2	198.2
1968	197.2	134.1	207.8	259.8	267.1	271.1	297.8	289.4	295.2	273.2	218.2	243.1
1969	174.2	175.6	239	256.9	310.8	270.7	293.7	303.8	272.7	299	248	243.6
1970	162.4	167.4	174.7	234	277	276.2	287.7	290.5	259.6	276.3	281.6	159.3
1971	167.5	108.5	227.3	265.9	301.5	263.7	317.6	318.9	314.9	286.1	258.2	204.2
1972	171.5	208.8	173	262.3	299.1	294.8	306.5	287.9	252.8	286.9	256	225.3
1973	161.8	174.2	195.6	239.5	285.2	264.3	282.2	278.3	236	275	235.9	209.4
1974	133.4	147.9	215.4	219.9	313.7	280.3	287.2	232.9	274.2	246.7	280.1	219.3
1975	158.5	126.3	185.9	255	270.7	264.5	311	314.9	273.8	275.3	268	200.4
1976	162.3	189.8	217.4	269	295.5	272.4	291	275.6	225.1	328.5	289	237.5
1977	249.3	159.2	192.4	274.8	289.5	306	286	319.2	273	269.3	218.7	193.2
1978	154.5	187.1	247.6	220.8	298.5	287.6	301.5	276.3	295.8	305.7	197.4	183.4
1979	144.8	216.7	185.9	238.3	303.7	278	292.2	322.6	286.3	269.5	265.8	192.7
1980	231.3	217.9	153.2	283.3	310.2	296.3	258.1	297.4	261.8	246.1	275.6	274
1981	170.4	156.5	219.4	241.7	307.6	293.5	308.6	257.4	259.1	240.3	250	209
1982	171.5	218.7	212.5	250.4	217.4	288.9	306.3	304	248.4	261.3	239.9	298.2
1983	254.8	227.1	277.9	266.6	301.9	266.2	303.2	306	259.3	301.4	292	263.1
1984	165.2	149.4	184.8	280.1	308.5	276.1	306.5	276.8	299.1	243.6	220.4	240.3
1985	222	156.5	192	228.6	278.7	264.9	310.5	249.8	209.9	254.8	137.7	133.1
1986	188.2	145.6	183.3	186.9	293.1	300.1	301.8	284	266.5	319.2	288.1	220.9
1987	159.6	244	254.1	268.3	283.7	271.4	279.9	320.2	303.5	294.4	214.8	278.5
1988	181.9	249.5	174.3	211.3	274.5	297.7	307.1	332	284.8	286.6	297.3	216.9
1989	221.5	195.5	184.1	218	274.6	252.1	294.8	303.4	284.5	285.1	266.4	278.5
1990	202.4	252.6	258.3	266.8	276.2	239.3	302.1	300.4	298.9	254.2	262.6	239.2
1991	227.9	215.9	216.1	258.8	300.1	275.5	284	295.2	241.4	274.5	251.9	238.6
1992	205.7	219	288.1	276.8	310.8	257.1	295.9	249.4	292.7	261	252.6	229.3
1993	171.6	226.9	223.7	227.4	286.1	283.7	297.8	263.8	264.5	249	239.8	228.9
1994	197.5	181.6	233.8	199	291.6	280.4	291.1	302.7	289.3	248.6	279.2	236.4
1995	273.6	167.5	229.2	266.4	283.2	287.4	298.5	312.6	246.5	309.5	250	231.3
1996	195.8	188.1	239.5	256.6	267.9	269.2	297.5	304.8	295.2	328.4	153.8	138.8

CUADRO 108. Evaporación mensual (mm) datos del periodo 1967-1996 de la Estación Meteorológica de Puno

AÑOS	ENE	FEB	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEP	OCT	NOV	DIC
1967	175.2	155.5	167.2	163.7	156.9	143.3	154.2	153.9	165.6	205.7	238.8	165.1
1968	165.3	140	154.6	162	134.8	119.1	134.1	162	174	218.1	172.3	202.5
1969	163	147.4	170.8	161	159.4	145.8	133	169.4	184.2	225.1	220	210.1
1970	158.4	135.2	139.5	133.6	138.7	136.6	148	176.6	178.2	222.9	248.5	170.1
1971	147.5	128	157.7	151.7	145	145.9	152.2	171.7	218.3	227.9	216.5	180.7
1972	153.5	152.1	134.8	154.4	144	133.7	155.2	191.4	176.7	223.2	219.9	208.5
1973	165	144.1	144.8	133.9	137.7	125.8	127.6	168	157.8	210.3	207.7	190
1974	127.8	129.5	157.1	126.5	143.7	131.3	130.4	119.1	173	207.9	230.4	200.8
1975	155	128.1	153.5	158.1	138.5	121.4	131.2	176.3	180.9	192.9	224.7	179.1
1976	145.5	144.6	148.8	154.7	131.9	121.1	137.7	161.1	152.4	240.2	241.3	205.6
1977	202.9	146.6	156	160.4	142.1	105.4	126.9	174.3	172.4	195.3	179.2	177.1
1978	147.7	154.6	170.7	142.6	154.5	134	129.6	160.5	182.1	218.3	173.4	164.9
1979	138.1	158.9	146.9	145.8	134.9	131	130	165.5	191.4	204.3	220.7	192
1980	206.7	161.6	161	168.8	158	132	136.4	175.6	170.7	195.3	230.1	226.5
1981	165.8	135.9	158.2	141.6	142.6	127.7	157.7	162	183.3	203.2	238.1	186.8
1982	167.6	175.1	161.1	151.6	134.1	134.1	135	178.7	175.6	209.5	202	239.9
1983	232.9	186.9	204.9	177.3	163.9	159.9	175.5	182.5	213.2	235.4	263	217.4
1984	175.6	136.5	153.1	157.8	145.2	121.8	139	170	205.5	209	190.9	199.5
1985	181.6	139.2	167.3	142.1	140	117.9	142.1	166.4	178.6	225.8	165.1	157
1986	151.6	122.7	143.2	143.3	136.5	121.8	130	166.1	180.3	224.6	223.2	184.2
1987	146.8	171.3	166.3	162	159	125.5	127.3	174.9	208.1	222.4	199.2	232.8
1988	173.9	184	160.8	144.1	124.3	124.6	142.3	185.5	196.2	226.7	222.5	190.7
1989	98.2	80.7	78.3	88.4	109.3	108.4	114.4	94.3	85.4	117.8	93.1	186.6
1990	160.6	142.1	157.1	154.4	146	134.2	140.4	171.5	180.4	221.3	242.2	187.9
1991	160.2	143.4	156.8	151.4	146.9	135.4	140.9	171.8	182.5	221.5	232.5	193.4
1992	160.2	143.3	153.6	148.7	143.4	131.9	141.7	170.8	183.1	219.7	235.1	192.3
1993	161	145.3	156.1	138.1	146.5	140.1	158.7	150.3	169.7	169.4	179.4	170.2
1994	172	147.5	159.7	152.2	165.2	149.9	141.8	154.6	162	165.2	152.4	149.5
1995	156.6	145.9	145.6	155.4	160.6	145.4	155.2	168	155.4	191.1	170	160.7
1996	157.1	154.4	172.5	158.7	150.8	121.7	125.2	154.1	163.8	191.9	153.8	138.8